

Tartu Ülikool
Loodus- ja täppisteaduste valdkond
Ökoloogia ja Maateaduste Instituut
Geograafia osakond

Magistritöö geoinformaatikas ja kartograafias

**MEHITAMATA ÕHUSÕIDUKI ABIL LOODUD
ORTOFOTOLT MAAKATTE KLASSIFITSEERIMINE**

Siiri Rist

Juhendajad: PhD Marko Kohv

MSc Edgar Sepp

Kaitsmisele lubatud:

Juhendajad:

Osakonna juhataja:

Tartu 2017

Annotatsioon

Mehitamata õhusõiduki abil loodud ortofotolt maakatte klassifitseerimine

Käesoleva töö raames testiti erinevate lähenemisviisidega UAVlt tehtud RGB piltidest loodud kõrge lahutusega ortofoto klassifitseerimist. Katseteks kasutati üht ortofotot Laukasoo ja teist Selisoo kohta. Lähteandmetena kasutati ka 3D punktipilvest genereeritud taimkatte kõrgusandmeid. Kõrgeim klassifitseerimistäpsus (68%) saavutati objektorienteeritud lähenemisel ja *spectral angle mapping* algoritmi abil. Katsete käigus ilmnis erinevaid spetsiifilisi klassifitseerimisprotsessi mõjutavaid probleeme, mis on tingitud ortofoto kõrge lahutusest ning selle paljudest piltidest koosnemisest. Pakuti välja erinevaid võimalusi probleemide lahendamiseks.

Märksõnad: näidisteta klassifitseerimine, näidistega klassifitseerimine, objektorienteeritud lähenemine, maakatte klassifitseerimine, märgalad, raba, **T181, P510**

Landcover classification using high resolution photos from unmanned aircraft

In this study several approaches were tested in order to classify surface from high resolution orthophoto made by UAV. Tests were based on orthophotos from Selisoo and Laukasoo. 3D pointcloud data was used as input (data) for vegetation height. The most accurate classifications (68%) was achieved with object-orientated method and spectral angle mapping algorithm. In testing process many specific problems became evident, which are conditioned of high resolution and the fact that orthophoto consist of many pictures. Various solutions were proposed to solve those problems.

Keywords: unsupervised classification, supervised classification, objectoriented approach, land cover classification, wetlands, bog, **T181, P510**

Sisukord

Sissejuhatus	4
1 Ülevaade UAV seirest.....	7
1.1 Varasemalt tehtud tööd.....	8
2 UAV kogutud andmetest ortofoto loomine.....	10
3 Rasterfailid edasine analüüs.....	11
3.1 Klassifitseerimine	11
3.1.1 Näidisteta (<i>unsupervised</i>) ja näidistega (<i>supervised</i>) klassifitseerimine...	12
3.1.2 Objektipõhine klassifitseerimine.....	13
4 UAV ortofoto ja satelliidifoto vaheline erinevus	15
5 Andmed	17
6 Metoodika	20
6.1 Näidistega ja näidisteta klassifitseerimine.....	21
6.1.1 Mära eemaldamine.....	23
6.2 Objektorienteeritud klassifitseerimine.....	24
6.3 Tulemuste hindamine	26
7 Tulemused ja arutelu	28
7.1 Klassifitseerimistulemused ja täpsus	28
7.1.1 Taimkatte kõrgusandmete ja reeglite mõju täpsusele	31
7.2 Klassifikatsioonide töömahu hinnang	32
7.3 Näidiste ülekantavus.....	34
7.4 „Probleemid“ klassifitseerimisel	35
7.5 Tulemuste hindamine	37
7.6 Tulemuste parandamine.....	39
8 Kokkuvõte	41
Summary	42
Tänuavaldused	43
Kasutatud materjal	44

Sissejuhatus

Suurem osa kaugseirest põhineb satelliitmõõtmistel (Kuusk & Kuusk, 2008). Taimkatte kaardistamisel on olnud üks peamistest sensoritest Landsat TM, mille maaapealne lahutus on 25-30 m. Uuemate sensoritega tehakse satelliidifotosid alla meetrise piksliga, mis suurte objektide tuvastamise mõttes ei oma tähtsust (Remm jt, 2012), sest ruumiline lahutus on oluliselt detailsem, kui seiratavad objektid. Aerofotod ja nendest kokku pandud ortofotod on satelliidifotodest tavaliselt suurema lahutusega. Näiteks Maa-amet toodab valdavalt ortofotosid, mille piksli suurus on 25 cm, tiheasustusaladel 10, 12,5 ning 16 cm (Voormansik, 2016).

Kaugseire andmed annavad võimaluse saada ülevaate Maal asuvast, seda hinnata ja kaardistada. Siiski võib esineda ruumilisi puudusi. Näiteks MODISe 250 m piksel on Eesti mõistes liialt väikese lahutusega, sest seiratavad objektid on väikesed. Lisaks sellele ei lenda satelliidid iga päev üle sama ala, mistõttu on vaja satelliiti pildistama tellida (Kuusk & Kuusk, 2008). Satelliitidelt pildistamine on enamasti planeeritud keskpäevale, kuid sobilik on ilm, mille puhul on taevast selge. Probleem on aga pilvisuse haripunktis, mis on veidi pärast keskpäeva (Eerme, 2008). Ülevalt poolt pilvepiiri pildistamine garanteerib omakorda pildil varjud. Lennukilt pildistades võivad ilmaolud lennuki kohale jõudmise hetkeks olla sobimatud (Kuusk & Kuusk, 2008) või on tegemist olukorraga, kus lendamine võib piloodile osutuda ohtlikuks.

Tekkinud puuduseid on võimalik korvata kasutades õhusõidukeid, millele on kinnitatud kaamera ning mis sõidavad maapinna lähedal. *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) tähendab mehitamata õhusõidukit (MÕS), mille meil enim levinud sünonüüm on droon (Sepp jt, 2016). Kasutatakse veel inglise keelsete terminite lühendeid RPV (*Remotely Piloted Vehicle*), ROA (*Remotely Operated Aircraft*), RC (*Remote Controlled*) helikopter, UVS (*Unmanned Vehicle Systems*) ning mudelhelikopter (Remondino jt, 2011). Käesolevas töös kasutatakse paralleelselt mõisteid UAV ja droon.

UAVd on populaarseks saanud tänu oma väiksusele, kättesaadavusele ja suhtelisele odavusele. Mehitamata õhusõiduki eeliseks on kiire reageerimisvõime soodsate

ilmastikuolude korral ning võimalus teostada töid, mis mehitatud õhusõiduki puhul oleksid piloodile ohtlikud. Lisaks sellele on paljud sensorid juba nii väikese kaaluga, et piloodi lisamine sõidukile on igas mõttes otstarbetu. Võrreldes satelliidi piltidega puudub mehitamata õhusõiduki kogutud andmetel kilomeetrite paksuse atmosfääri mõju (Kuusk & Kuusk, 2008), sest andmeid on võimalik koguda pilvise ilma korral allpool pilvepiiri lennates (Eisenbeiss, 2009). Lisades UAVle kaugseire tehnoloogiaga, on võimalik teha väga kõrge resolutsiooniga pilte, mida on hakatud kasutama modelleerimiseks ja analüüsiks (Ma jt, 2015). Väga kõrgeks resolutsiooniks võib pidada pilte, mille piksel on < 25 cm (Dunford jt, 2009). Käesolevas töös kasutatud ortofotode pikslid olid algselt 1,5 ja 2,5 cm ning pärast teisendust 5 cm.

Droonide areng ja kasutatav tehnika on järjest levinud ning nende ehitamine ning kasutamine on saanud üha populaarsemaks. Üheks võimalikuks viisiks, kus droonidega kogutud andmeid kasutada, on keskkonnaseire. Eesti oludes võiksid kõrge lahutusega UAV pildid sobida näiteks soode ja rabade seireks, sest sealsete objektide jaoks on madala lahutusega pildid kasutatud. Kuigi märgalad katavad vaid ligi 3% maismaast on nende seire oluline, sest need on elupaigaks arvukatele haruldastele taim- ja loomaliikidele. Ökosüsteemis on märgalad looduslikud süsiniku talletajad (Harris jt, 2015) ning need mängivad olulist rolli magevee hüdroloogias. Lisaks sellele rikastavad sood maastikku, on kultuuriliselt tähtsad ning soodes talletub ka keskkonna geokeemiline ja paleograafiline ajalugu. Eestis on ligikaudu 25–30 % maismaast üht või test tüüpi soo, mistõttu on soode hooldus ja seire võrdselt oluline näiteks metsa- või põllumaade majandamisega (Eestimaa Looduse Fond, 2011).

Käesolevas töös on eesmärgiks testida erinevate klassifitseerimismeetodite, millest mõned on satelliidipiltide klassifitseerimisel kasutusel olnud aastakümneid, kasutamist droonide abil saadud kõrge ruumilise lahutusega ortofotodel ja 3D punktipilvest genereeritud kõrgusandmete klassifitseerimisel. Droonidelt pildistatud kõrge lahutusega aero- ning ortofotod on palju uuem teema, kui aastakümneid kasutusel olnud satelliidipildid. Siiani ei ole täpselt teada, kuidas varasemalt satelliidipiltide klassifitseerimisel kasutatud meetodid erinevate maastike UAVlt pildistatud ortofotode klassifitseerimiseks sobivad. Droonidelt pildistamine on üha populaarsem, mistõttu

erinevad testimised ja selle kohta tehtud tööd on olulised. Töös katsetatakse näidisteta, näidistega ning objektorienteeritud klassifitseerimist.

Meetodeid katsetatakse Laukasoo ja Selisoo tehtud RGB ortofoto peal, mis erinevad näiteks aastakümneid kasutatud Landsati pildist selle poolest, et sisaldavad ainult 3 nähtava valguse spektriosa kanalit R, G ja B. Lisaks sellele on pildid tehtud radiomeetriliselt kalibreerimata kaameraga, kus iga pildi piksli väärtused sõltuvad hetke valgustingimustest. Veel toimub pildi piksliväärtuste muutmine piltide töötlemisel ja ortofotodeks kokku panemisel. Algselt on Laukasoo piksli suurus olnud 1,5 cm ja Selisool 2,5 cm. Tulemuste võrdsustamiseks on mõlemate piltide pikslid analüüsi tarbeks teisendatud 5 cm-le. Kogu see töötlus muudab kõrge lahutusega drooniortofoto tüüpilisest satelliidipildist põhimõtteliselt erinevaks. Klassifitseerimise käigus jagatakse maakatte seitsmesse paremini üksteisest eristuvasse klassi: vesi, turvas, pruun turbasammal, villpeadega kaetud turbasammal, kollakasroheline turbasammal, puhmas ja puu.

Käeoleva uurimistöö eesmärkideks on:

1. hinnata erinevate klassifitseerimisviiside kasutatavust kõrge lahutusega RGB droonipiltide põhjal tehtud ortofoto klassifitseerimiseks
2. leida erinevate klassifitseerimismeetodite tulemuste täpsus ja hinnata töö mahtu aja kuluna
3. analüüsida UAV abil kalibreerimata kaameraga tehtud RGB ortofotodel oleva maakatte klassifitseerimist ilma taimkatte kõrgusandmeteta ning koos taimkatte kõrgusandmetega

1 Ülevaade UAV seirest

Maapinna ülevalt seiramiseks on tavalist kaamerat kasutatud juba 19. sajandist (Peterson jt, 2008). Esimene õhust pildistatud foto tehti õhupallilt 1858. aastal Gaspard Tournachoni poolt. Veel on kasutatud kaamera transportimiseks nii tuvisid, tuulelohesid, mudellennukeid–ja õhupalle, rakette jms (Eisenbeiss, 2009). Kaugseiret silmas pidades ongi UAV eesmärk kanda enda pardal seadet, mis pildistab või filmib, andes nii uusi vaatenurki maapinna nägemiseks. UAV lend saab olla kas iseseisev või manuaalne. Iseseisvat lennuplaani koostades defineeritakse algus–ja lõpp–punkt ning lend toimub etteantud koordinaatide, teekonnapunktide, defineeritud joonte või näiteks ette määratud ala järgi. Võimalik on juhtida UAVd ka poolautomaatselt, kus näiteks lennu algust ja lõppu juhitakse manuaalselt, kuid lend toimub lennuplaani järgi automaatselt (Eisenbeiss, 2009). Andmed kogutakse kas pardal olevale salvestusseadmele või edastatakse läbi raadiosaatja maapealsesse vastuvõtjasse. Odavama hinnaklassi tehnika puhul juhitakse UAVd käsitsi ning andmed talletatakse pardal (Everaerts, 2008).

Algselt arendati UAVsid peamiselt militaarsetel eesmärkidel (Remondino jt, 2011), enamasti sihtmärkide pihta tulistamiseks või seireks (Everaerts, 2008). Kui militaarkasutuses on need juba 1060.ndatest, siis tsiviilkasutusse levisid UAVd 1980. aastatel (Kuusk & Kuusk, 2008). Oma väiksuse tõttu võimaldab UAV koguda infot kohtadest, kuhu mehitatud lennukiga ei pääse, maa pealt ei ulatu või mida füüsiline kontakt võiks kahjustada. Kaamera ja UAV hind on samuti soodsam, kui tellida pildistama lennuk või satelliit. Tänapäevaks on UAVd levinud valdkondadesse, kus olukorrast ülevaate saamine võib teiste meetoditega olla eluohtlik või võimatu. Sellisteks juhtudeks on loodukatastroofid, vulkaaniliste piirkondade seire, maavärinad jms. UAVlt tehtud pilte ja neist fotogrammeetriliselt saadud 3D andmeid kasutatakse ka metsa– ja põllumajanduses, arheoloogias ja pärandkultuuris, keskkonna– ning liikluseires ja 3D rekonstrueerimisel (Remondino jt, 2011). Levinud on UAVde kasutamine ka meelelahutuslikel eesmärkidel, fotograafias ja filminduses (Remondino jt, 2011; Huul, 2016).

UAVdel kasutatavale tehnikale seab piirangud masina kandevõime, mistõttu kasutatakse eriti madala hinnaklassi UAVdel väikese või keskmise suurusega amatöörkaameraid. Madala hinnaklassi kaamerad on paraku ebastabiilsemad kui tipptehnik, mis omakorda vähendab piltide kvaliteeti. Seetõttu on eriti oluline fikseerida sensor, et vältida selle liikumist (Eisenbeiss, 2009). 3D pildi loomiseks on parimad lainurk objektiivid (James & Robson, 2012).

1.1 Varasemalt tehtud tööd

Varasemalt tehtud töödele, kus käsitletakse märgalade taimestiku spektraalset peegeldumist, on tähelepanu juhtinud ka Ozesmi ja Bauer (2002). Dunford jt (2009) on uurinud UAVdelt sobilikkust andmete kogumise potentsiaali vee kohal oleva metsa uurimiseks. Leiti, et UAV on igati sobilik kaamera kandmiseks keerulistest asukohtadest ülevaate saamiseks ning UAV abil kogutavad andmed on väärtuslikud.

Lehman jt (2016) on uurinud Lõuna Patagoonia turbaraba mikrovorme, kasutades selleks kõrge lahutusega infrapuna pilte. Pildid olid kogutud kasutades UAVd. Taimestiku klassifitseerimiseks kasutati objektorienteeritud lähenemisviisi. Töös tuuakse välja, et taimestiku kaardistamiseks ja seireks on sobivaimad värvilised infrapuna pildid, mis tuleb taimede peegeldumise eripärast.

Bork & Su (2007) on uurinud LIDARi ja kolme kanaliga multispektraalse andmestiku ja nende kombinatsiooni ruumiliselt komplektse taimestiku klassifitseerimisel. Töös kasutatud ruumiline lahutus oli 0,5 m. Klassifitseerides eraldi ainult mosaiikset pilti, hübriidseid värve, IHS (*intensity–hue–saturation*) pilti või LIDARi andmestikku, ei saavutatud ühegi erakordselt head tulemust. Parim oli 74,6% hübriidsete värvide korral. Samas andis erineva andmestiku kombineerimine 91% tulemuse. Töös soovitatakse, tuginedes saadud tulemustele, kombineerida pilte teiste andmetega. Samuti pööratakse tähelepanu, et vegetatsioon mõjutab kaugseire andmete kogumist.

Multiresolution segmentation algoritmi kohta on ülevaate andnud Voormansik (2016) oma magistritöös. Töö eesmärk oli tuvastada võsastumise tõttu muutunud põllupiirid, kasutades lähteandmetena normaliseeritud maakatte kõrgusmudelit ning kombineerides kõrgusmudelit spektraalindeksite NDVI ja NDWI andmekihtidega. Muutunud põllupiiride tuvastamine osutus edukaks.

Narusk (2014) on oma magistritöös uurinud, kuidas muutuvad tulemused eri programmide vahel, kasutades töötluseks samu algoritme. Töö käigus selgus, et sama algoritm võib programmi anda erineva tulemuse. Suure ruumilise lahutusega piltide klassifitseerimiseks soovib Narusk kasutada objektorienteeritud klassifitseerimist.

2 UAV kogutud andmetest ortofoto loomine

UAV lennu ajal pildistatakse palju omavahel osaliselt ülekattes olevaid fotosid, millest tuleb esmalt luua objekti 3D mudel. Selleks kasutatakse enamasti *structure-from-motion* (SfM) perekonda kuuluvaid algoritme. SfM on fotogrammeetriline meetod, mis võimaldab 3D struktuuri luua mitmetest erinevast asukohast pildistatud ülekattega 2D piltidest. Olemuselt sarnaneb see stereofotogrammeetria, kuid erineb traditsioonilisest fotogrammeetriast, sest koha geomeetria ning kaamera asukoht ja vaatenurk arvutatakse piltidest, kasutades automaatset töövoogu (Westoby, 2012). SfM meetod on teinud võimalikuks madalahinnalised kõrge resolutsiooniga topograafia. Enim kasutatud tarkvaraks on Agisoft PhotoScan, mille puhul on tegemist kasutajasõbraliku kommertstarkvaraga (Eltner, 2016).

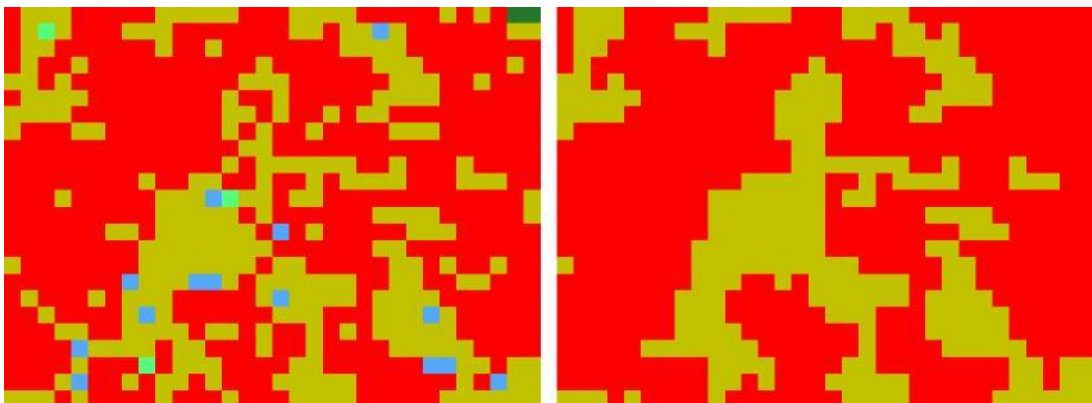
SfM algoritmide tööpõhimõte seisneb erinevate piltide tekstuuri omavahelisel sobitamisel. Objektist 3D geomeetria loomiseks on vaja paljude erinevate nurkade ja püsivate valgusoludega tehtud pilte. Alade kohta, mis on väga ühetaolise või pildistamise ajal muutuva tekstuuriga, ei suuda algoritmid erinevaid pilte omavahel kokku panna. Sellised on näiteks peegelduvad pinnad, tuules liikuv taimestik jms. Georefereerimiseks ja mõõtkava paika saamiseks vaja minevaid kontrollpunkte peab olema minimaalselt kolm, kuid rohkem on parem ning need peaksid paiknema ala ääres või väljaspool seda (James & Robson, 2012).

3D mudeli loomiseks tuleb Lowe (2004; Snavely jt, 2008) järgi kõiki pilte SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) algoritmiga töödelda. SIFT algoritm rakendab piltidele erinevas mõõtkavas Gaussi erinevuse filtrit, mille tulemusena on igale pildile arvutatud 128st tunnusest koosnev tunnusvektor ja iseloomulikud punktid. Tunnusvektorite abil võrreldakse pilte ning leitakse punktide esialgsed vastavused. SfMi algoritm leiab iteratiivsete kiirtekimpude sobitamise kaudu punktidele vastavused, mille alusel tuletatakse kaamera asendid, orientatsioon ning punktide 3D geomeetria. Pildipaarid sobivad omavahel, kui neil on ette antud arvust rohkem omavahel sobivaid punktipaare. Maapealsete punktidega sidumisel saadakse mõõtkavaga ja orienteeritud 3D mudel, mille tihedast punktipilvest on võimalik luua pindobjekt.

3 Rasterfailid edasine analüüs

3.1 Klassifitseerimine

On olemas erinevaid klassifitseerimismeetodeid– ja algoritme, millest sobivaima valik oleneb nii algandmetest kui ka näiteks tarkvarast ja oskustest. Klassifitseerimisprotsess koosneb etappidest, mis sisaldavad kaugseireandmete ning klassifitseerimissüsteemi ja treeningalade valikut, andmete eeltötlust, klassifitseerimise tunnuste saamist ja valimist, sobiva klassifitseerimismeetodi valikut, järeltötlust ja tulemuste hindamist (Lu & Weng, 2006). Algoritmid klassifitseerivad pilte kas pikslipõhiselt või siis pikslite kogumitena. Pikslipõhine klassifitseerimine on mõttekas, kuni klassifitseeritavad objektid on väiksemad või sarnases suurusjärgus pikslitega. Madala resolutsiooniga piltide puhul on otstarbekas kasutada segupiksli (*subpixel*) tehnikat, sest pildil olevad objektid on pikslit väiksemad. Keskmise resolutsiooniga piltide puhul, kus pikslite suurus on samaväärne objektide suurusega, sobib klassifitseerimiseks *pixel-by-pixel* tehnika. Kõrge resolutsiooniga pildidel tuleks kõigepealt pikslid grupeerida, sest pildil olevad objektid on pikslitest oluliselt suuremad (Blaschke, 2010). Rakendades pikslipõhiseid meetodeid kõrge resolutsiooniga pildidel, ilmneb soola–pipra efekt, mis vähendab tulemuste õigsust (Weih jt, 2010). Soola–pipra efekti saab vähendada üksikute pikslite väljasõelumise kaudu, mille käigus asendatakse piksli väärtused kõrval olevate pikslite väärtustega (joonis 1).



Joonis 1. Enne ja pärast sõelumist

Kuigi on kasutusel nii segupikslite põhine kui ka alapõhine klassifitseerimine, on jätkuvalt enam levinud pikslipõhine klassifitseerimine, mis kasutab õpetusalade spektraalväärtusi, jättes töötluse käigus arvestamata segupikslite väärtused (Lu & Weng, 2006).

3.1.1 Näidisteta (*unsupervised*) ja näidistega (*supervised*) klassifitseerimine

Näidisteta klassifitseerimisel on kasutusel algoritmid, mis jaotavad pikslid ette antud spektraalsetesse klassidesse ilma eelneva kirjelduseta. Klassidele antakse tõlgendused alles pärast töötlust. Levinud näidisteta klassifitseerimisalgoritmideks on ISODATA ja *K-means* algoritm (Lu & Weng, 2006). *K-Mean* algoritm jaotab pildi osadeks, leides klastrite keskkohad. Iga punkt määratakse talle lähimasse keskk kohta kasutades Eukleidilist kaugust. Seejärel arvutatakse iga klatri aritmeetiline keskmine väärtus, mis määratakse uueks klatri keskkohaks. Tegevust korratakse kuni klastrite keskkoha muutus uuesti arvutamisel on minimaalne. Kasutajal tuleb enne algoritmi käivitust ette anda otsitavate klasside, algoritmi korduste ning keskkohade muutuse piirmäär (Cui jt, 2014; Azimi jt, 2017).

Näidistega klassifitseerimise puhul toimub pikslite jaotamine õpetusalade põhjal arvutatud spektraalsete signatuuride järgi. Erinevalt näidisteta klassifitseerimisest on maakatteklassid defineeritud enne analüüsi. Näidistega klassifitseerimisel kasutatakse näiteks maksimaalse tõenäosuse (*maximum likelihood*) või minimaalse vahemaa algoritmi (*minimum distance*) (Lu & Weng, 2006). *Semi-Automatic Classification Plugin* kasutab algoritmidest minimaalse vahemaa (*minumum distance*), suurima tõenäolisuse (*maximum likelihood*) ja spektraalse nurga kaardistamise (*spectral angle mapping*) algoritme (Congedo, 2017). Näidistega klassifitseerimise nõrgaks kohaks on arvutusmahukus, sest kõikide näidistega arvutatakse sarnasusi ning võrreldakse neid üksteisega. Näidisalade paiknemine mõjutab saadavaid tulemusi, sest klass defineeritakse konkreetsete näidisalade põhjal (Remm jt, 2012).

Peamise soode klassifitseerimise meetodina on Ozesmi ja Bauer (2002) välja toonud treeningaladega klassifitseerimise ning on enim kasutatud algoritmina *maximum likelihood*. Teoreetiliselt peaks selle algoritmiga saama paremad tulemused kui näiteks *minimum distance* algoritmiga.

3.1.2 Objektipõhine klassifitseerimine

Pikslipõhise klassifitseerimise paradigma püsis muutumatuna ligi 30 aastat, kuni kerkis esile küsimus, miks ei keskenduta pikslitest moodustuvatele mustritele, vaid analüüsitakse jätkuvalt igat pikslit eraldi. Tõuke selleks andsid kaks tegurit: tarkvara eCognition ning väga suure resolutsiooniga tsiviilsatelliidid. Esimese kommertstarkvara toomine turule võimaldas kasutada meetodeid, mis varasemalt olid kasutusel vaid teadusuuringute tarbeks. Väga suure ruumilise lahutuse tõttu ei olnud üksikud pikslid enam esinduslikud, sest objektid, mida klassifitseeriti, sisaldasid oluliselt rohkem piksleid, kui varasemalt. (Hay & Castilla, 2008). Piksel esindab nii pigem vaid spektraalväärtust ning pole reaalse maailmaga kooskõlas, mistõttu ei ole piksel maastiku kaardistamiseks optimaalne ühik (Hussain jt, 2013).

OBIA (*Object-Based Image Analysis*) on alternatiiv traditsioonilisele pikslipõhisele klassifitseerimisele (Hay & Castilla 2008). Kasutatakse ka väljendit GEOBIA (*Geographic Object-Based Image Analysis*), mis GISi ruumilist analüüsi ja klassifitseerimisalgoritme (*Neural Networks, Maximum Likelihood, Support Vector Machines, Random Forest*) kasutades identifitseerib pikslite kogumitest geograafilisi objekte (Ma jt, 2015).

OBIA esimene samm on segmenteerimine ehk pildi jaotamine seesmiselt samasugusteks aladeks ehk segmentideks. Kasutades objektipõhist klassifitseerimist seostatakse segmendid geograafiliste objektidega (Hay & Castilla, 2008). Lisatav informatsioon muudab analüüsi sarnaseks inimese poolt läbi viidavale pildituvastamisele, kus intuiitiivselt arvestatakse kuju, suurust, naaberobjekte jms.

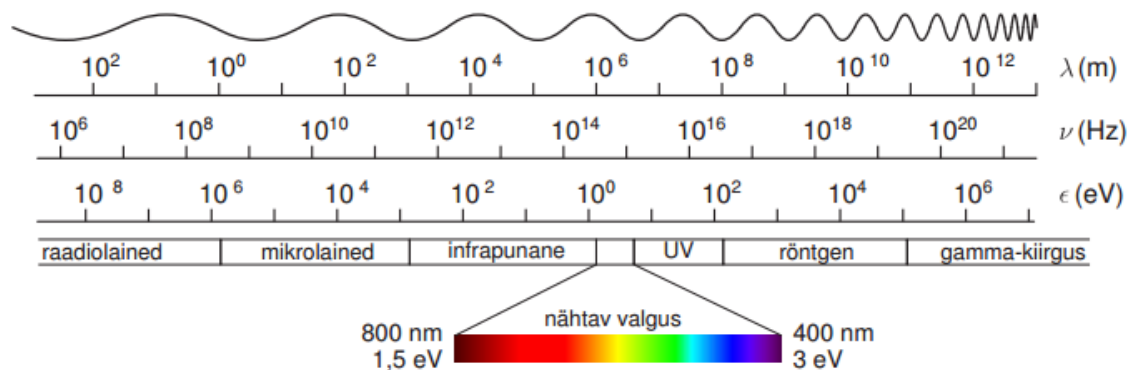
Pikslite grupeerimise käigus moodustuv pildiobjekt (*image object*) saadakse kõigepealt pildist ning alles seejärel klassifitseeritakse need kasutades näidistega või näidisteta klassifitseerimist. Pildiobjekt esindab reaalselt maailma paremini ja tõesemas skaalas, kui piksel (Hussain jt, 2013).

OBIA tulemused on tundlikud mõõtkavale, mille tõttu ei avaldu kõik tunnused samas mõõtkavas. Sellest tingituna saab OBIA tulemusi ja täpsust hinnata binaarsel meetodil (Hussain jt, 2013) ehk kas saadud tulemus vastab või ei vasta tegelikule maakattele. Kahe klassifikatsiooni vahelist suhtelist vastavust mõõdab omakorda Kapa kordaja ehk koefitsient (Remm jt, 2012), mille arvutamiseks on vajalik eelnev tulemuste binaarne hindamine.

Üks parimaid segmenteerimisalgoritme, mis aitab üle saada mõõtkavaga seotud probleemidest on *multiresolution segmentation* (MRS). Kasutaja saab algoritmi mõjutada peamiselt skaala, kuju ja kompaktsuse kaudu. Neist olulisim on skaala, kontrollides objektide suhtelist suurust (Witharana & Civco, 2014; Ma jt, 2015). Segmenteerida on võimalik ülevalt alla ja alt üles meetodil. Ülevalt alla meetod jagab pinna osadeks ja alt üles ühendab külgnevad pinna osad, mis on omavahel sarnased (Remm jt, 2012). MRS liidab väiksemaid segmente üheks alt üles (*bottom-up*) meetodil vastavalt seesmisele heterogeensusele (Benz jt, 2004; Ma jt, 2015). Omavahel liidetakse objektid, mis asuvad üksteise naabruses ning mille liitmisel kasvab heterogeensus kõige vähem. Mida suurem on skaala, seda rohkem objekte on võimalik liita (Benz jt, 2004; Voormansik, 2016). Saadavate segmenteerimistulemuste arv võib olla suur ning optimaalsete parameetrite leidmine on hulga parandusi ja aega nõudev protsess. Parameetreid, mille puhul on tunnusobjektid on kõige sarnasemad segmenteerimise tulemustele, võib pidada optimaalseteks (Witharana & Civco, 2014; Ma jt, 2015).

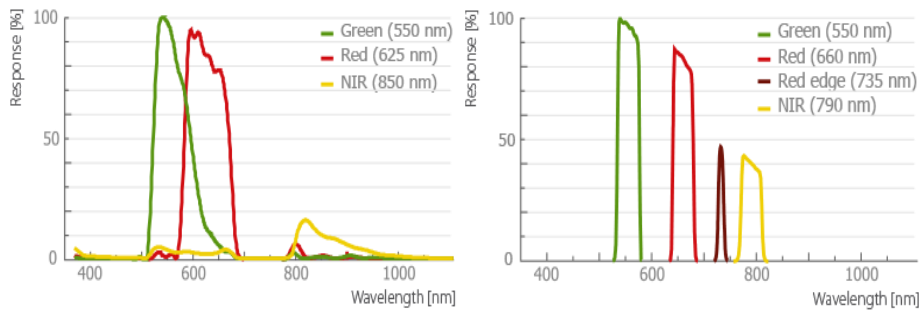
4 UAV ortofoto ja satelliidifoto vaheline erinevus

Taimestikus leiduv klorofüll neelab suure osa punasest ja sinisest lainepikkusest, kuid kiirgab rohelist lainepikkust. Aastaajast sõltuvalt on lehtedes erinev kogus klorofüll, mistõttu peegelduvad rohelised taimeosad erinevalt. Nähtavas valguses võivad taimestik ja vesi peegelduda sama moodi, kuid infrapunases on need omavahel alati omavahel eristatavad. Satelliidid seiravad kahel viisil: passiivselt ning aktiivselt. Passiivne seire tuvastab loodulikult peegeldunud valgust. Aktiivse seire käigus saadab sensor seiratava objekti suunas välja kiirguse, mille tagasipeegeldumist mõõdab. Satelliidid koguvad andmeid kitsastes kiirgusvahemikesse, kanalitesse, kus iga kanal esindab kindlat värvi (joonis 2) (Canada Centre for Remote Sensing, 2016).



Joonis 2. Valguse lainepikkused (Kiisk, 2016)

Paljud sensorid kasutavad pildistamiseks skaneerimist. Selleks libistab sensor kitsa ribana üle pildistatava ala. Erinevad sensorid salvestavad kanalitesse veidi erineva lainepikkusega väärtusi, kuid alati on need kindlaks määratud vahemikud. Satelliidid on alati kalibreeritud, et kogutavad tulemused oleksid võimalikult ühetaoliste väärtustega (Canada Centre for Remote Sensing, 2016). Tavaline fotoaparaat mõõdab RGB värve laiemas spektriga ning omavahel ülekattes, et tulemus oleks inimsilmale paremini mõistetav (joonis 3).



Joonis 3. Erinevate kaamerate poolt salvestatavate kanalite ulatus elektromagnetkiirguse spektris (tagasipeegeldumise % (*response*) ja lainepikkus (*wavelength*)). Vasakul modifitseeritud tavakaamera (Canon S110 NIR), millel on esindatud roheline, punane ja lähisinfrapunane kanal ja paremal multispektraalne kaamera (multispec 4), millel on olemas R ja G kanalid ning 2 lähisinfrapunast kanalit (*SenseFLY*, 2017).

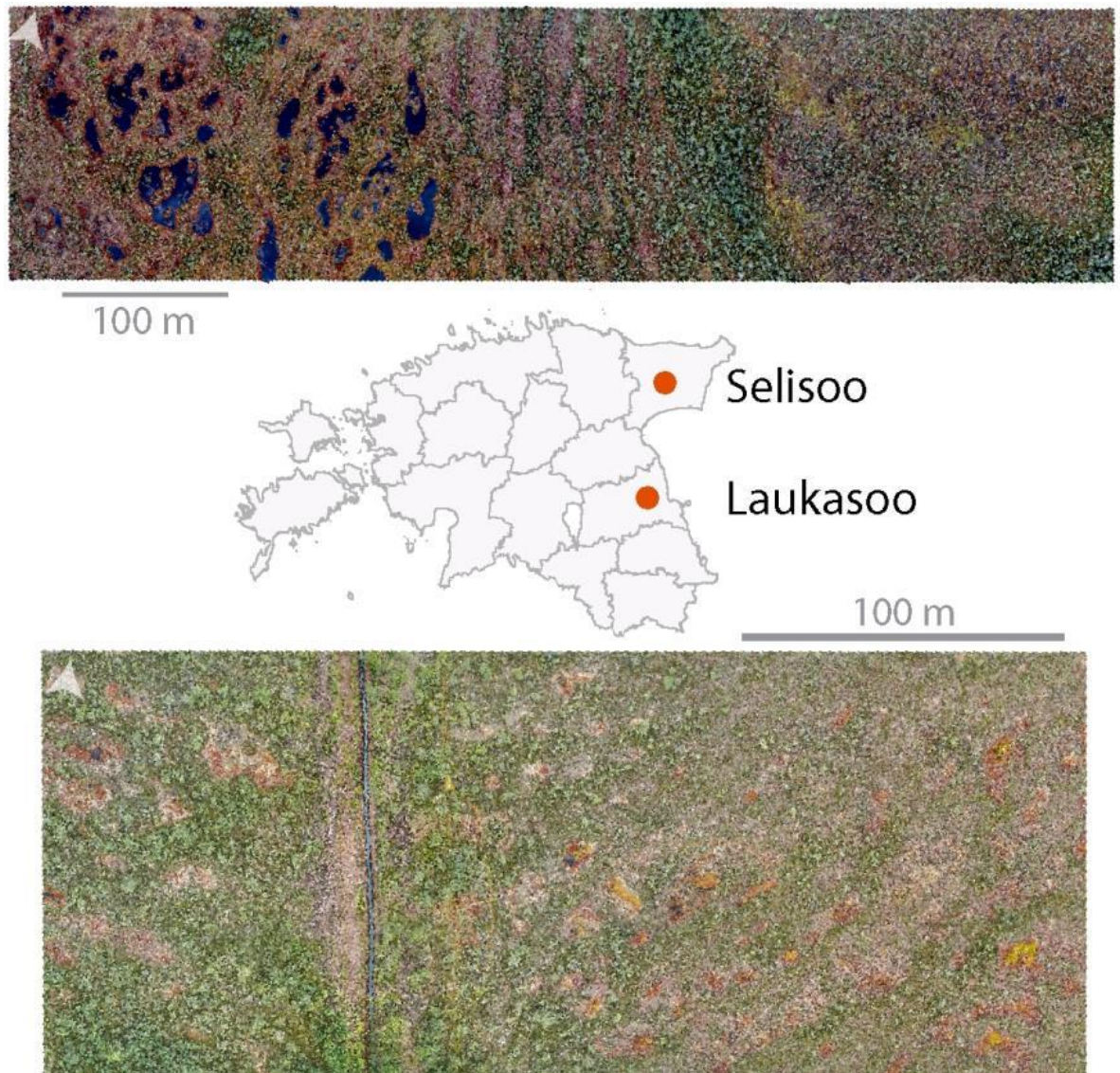
Satelliidipilt esindab korraga ka palju suuremat maa–ala, kui seda teeb droonifotodest kokku pandud ortofoto. Kui satelliidipildi kanalite vaheline tasakaal on üle terve pildi alati samasugune, siis automaatrežiimil tavakaamerad analüüsivad valgustingimusi enne iga pildi tegemist vastavalt sellele. Ühtlasi võib selle käigus muutuda ka kanalite vaheline tasakaal (valgebalanss), muutes sellega iga pildi erinevaks.

Satelliitide kogutavad andmed on enamasti RAW formaadis 16 bitised, kuid hilisema tavalise arvutitarkvaraga töötamise tarbeks konverteeritakse neid sageli ka 8 bitisesse formaati (*Canada Centre for Remote Sensing*, 2016). Tavalise kaamera tehtud RAW failid on kõigepealt 12 bitised, kuid ümber salvestatuna jpeg–sse on tulemuseks 8 bitine fail. Ortofoto loomise käigus rakendatakse nendele piltidele veel erinevaid töötusi (värvide ühtlustamine, piltide kokku panemine), mis omakorda muudab teatud määral pikslite väärtusi.

5 Andmed

Käesolevas töös kasutada olevad andmed saadi juhendajate käest ja järgnevalt on antud ülevaade nendega läbi viidud toimingute kohta. Eeltöötlustest sõltub andmete klassifitseerimise edukus, mistõttu käsitletakse seda ka töös.

Töös kasutatavad ortofotod ja pinnamudelid on saadud UAVlt pildistatud Tartumaal Luunja vallas asuvast Laukasoo ja Ida-Virumaal Mäetaguse vallas asuvalt Selisoo (joonis 4). Laukasoo on tugeva kuivendusmõjuga, sest asub aktiivse freesturbavälja kõrval. Selisoo puhul on tegu nõrgemalt piirnevast metsakuivendusest mõjutatud alaga (Kull, 2016). Laukasoo uurimisala on pildistatud septembris 2015 ja Selisoo septembris 2016 hajusa valguse tingimustes 80 m kõrguselt maapinna kohalt.



Joonis 4. Selisoo ja Laukasoo ortofotod ning nende paiknemine Eesti kontuuril (Maa-ameti geoportaal, 2017)

Pildistamiseks kasutati 24 mp sensoriga RGB kaamerat Sony a5100, 16 mm objektiiviga. UAVna kasutati heksakopterit, mille küljes on kaheteljeline gimbal kaamera stabiliseerimiseks. Kaamera ja kopteri kontrollimiseks kasutati Pixhawk'i pardaarvutit, mis järgis ette antud lennuplaani. Lennuplaani koostamiseks kasutati tarkvara *Mission planner* (v. 1.3). Lendude kiiruseks oli 5 m/s ning pildid kattusid 55 kuni 70% ulatuses. Maapealsed kontrollpunktid tähistati 10 x 10 cm valgete paberitega ning nende asukoht mõõdistati kasutades RTK (*real time kinematic*) GPSi.

Lennul kogutud pildid olid RAW formaadis, mis Adobe Lightroomis (v 5.1) konverteeriti parima võimaliku kvaliteediga jpeg formaati. Maapealsed kontrollpunktid paigutati igale võimalikule pildile manuaalselt. Ortofoto loomiseks kasutati Agisoft PhotoScani (v 1.2.6), mis rakendab SfM meetodit. Tulemuseks saadud Laukasoo ortofoto oli RGB geotiffi formaadis 1,5 cm suuruse piksliga ning Selisoo 2,5 cm piksliga. Mõlemad fotod olid pakitud kaheksale bitile.

Fotogrammetriliselt loodud 3D punktipilvest klassifitseeriti programmi LASTools abil maapinna, taimesitku ja mürapunktid (tööriist *las2ground*), ning arvutati taimestikuks klassifitseeritud punktidele kõrgus maapinna suhtes (tööriist *lasheight*). Järgnevalt genereeriti tööriistaga *las2dem* maapinnaks klassifitseeritud punktidest digitaalne maapinna kõrgusmudel (DEM) ja teisena nii maapinnaks kui ka taimestikuks klassifitseeritud punkte kasutades digitaalne pinnamudel (DSM) kasutades *spike-free* töövoogu (Khosravipour jt, 2016). Mõlemad rastrid olid 10 cm piksli suurusega ning DSM-ist DEM-i lahutades saadi taimestiku kõrgusraster samasuguse lahutusega. Tarkvaras eCognition (v 9) teisendati kõikde kasutatud rasterfailide pikslid ühtlaselt 5 cm suurusteks.

6 Metoodika

Droonipiltidest ortofoto tegemisel läbitakse töövoog, mille käigus luuakse pildistatud alast 3D punktipilv, millest luuakse pinnamudel ja mille abil pannakse kokku ka ortofotod. Punktipilv on töötlustega kaasnev produkt ja seda saab kasutada klassifitseerimisprotsessis, mida on tehtud ka antud töös. Punktipilve töötluste abil on loodud sellest 10 cm lahutusega taimkatte kõrguse raster mõlema uurimisala kohta.

Maakatte klassifitseerimise tarbeks teisendati mõlema ala ortofoto resolutsioon ArcMapi (v. 10.1) tööriistaga *resample*. Kasutades meetodit *nearest* arvutati 5 cm suurusel pikslid. Klassifitseerimine on läbi viidud vabavaralises QGISis (v. 2.12.3–*Lyon* ja v 2.16.3 *Nodebo*) ja eCognitionis (v 9), mis on komertstarkvara. Klassifitseerimise käigus jagatakse maakatte seitsmesse paremini üksteisest eristuvasse klassi:

1. Vesi, kuhu alla kuuluvad kraavid, laukad ja mudased älved
2. Turvas, mis esindab taimkatteta palja turba pinda
3. Pruun turbasammal, mis hõlmab endas pruune ja punakaspruune turbasamblaid
4. Villpeadega turbasammal, kuhu alla kuuluvad turbasamblad, millega segamini kasvavad villpead ja näiteks nokkheinad
5. Kollakasrohelist turbasamblad, kollase või kollakasrohelise värvusega enamasti älvestel kasvavad turbasamblad
6. Puhmad (sookail, kanarbik, sinikas jt)
7. Puud (peamiselt mänd, aga ka kask, paju jt)

Konsulteerides eksperdiga leiti, et need on peamised pildidel olevad maakattetüübid, mis on ökoloogiliselt tõlgendatavad. Rohkemateks klassideks pole selle töö puhul vajadust.

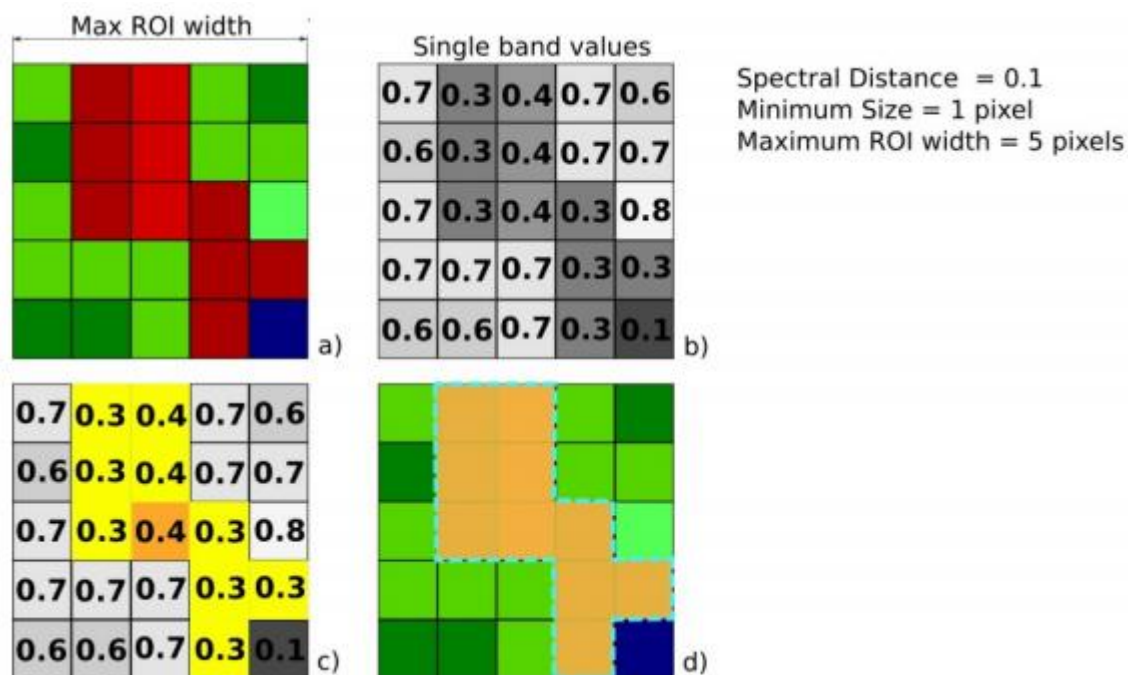
Mõlema uurimisala andmestik klassifitseeriti kasutades näidisteta klassifitseerimist, näidistega klassifitseerimist ja objektorienteeritud klassifitseerimist. Laukasoo klassifitseerimisel katsetati erinevate õpialade arvuga hindamaks nende mõju klassifikatsiooni täpsusele. Selisoo puhul seda ei tehtud, vaid kasutati optimaalset õpialade hulka (töö mahtu), mis leiti Laukasoo katsetuste põhjal.

6.1 Näidistega ja näidisteta klassifitseerimine

Näidisteta klassifitseerimiseks kasutati QGISis tööriista *Unsupervised KMeans image classification*, määrares otsitavate klasside arvaks 8, maksimaalseks korduste arvaks 5000 ja keskkohdade muutuste piirmääraks 0,95. Viid läbi katsetusi ka teiste klasside arvuga.

Näidistega klassifitseerimise puhul defineerib kasutaja tarkvarale igale maakatteklassile vastava(d) õpetusala(d) ehk näidised, mille põhjal tarkvara genereerib igale klassile vastava spektraalse signatuuri. Klassifitseerimise käigus omistatakse igale pikslile vastavalt signatuuride kogumile maakatteklass. Näidistega klassifitseerimisel katsetati, kuidas mõjutab tulemusi näidiste pindala suurenemine, mis sisuliselt tähendab kasutaja tööaega. Esmalt arvutati maakatted andes ette väga väikene õpetusala. Teise õpetusala puhul lisati igasse klassi näidisalasid juurde ning kolmanda versiooni puhul täiendati näidiseid veelgi (tabel 1). Näidisalade lisamisel on proovitud esindada sama maakatteklassi võimalikult paljusid variatsioone lähtuvalt eelmiste õpetusaladega tekkinud valedest tulemustest võrreldes eksperdi poolt klassifitseeritud kontrollaladega. Selisoo pildil ei katsetatud erinevate õpi-alade mõju klassifitseerimistulemusele, vaid loodi ühed õpetusalad, mille põhjal toimus klassifitseerimine (tabel 1).

Kõik QGISis kasutatud näidisalad on loodud kasutades tööriista *ROI pointer*, mille piksite sarnasuse tolerantsiks oli 10 radiomeetrilist ühikut, minimaalseks ROI väärtuseks 60 pikslit ning maksimaalseks ääre pikkuseks 1001 pikslit (joonis 5). Sobivad ühikute suurused leiti töö käigus.



Joonis 5. Näide näidisala loomisest (Congedo, 2017)

Tabel 1. QGISis genereeritud näidisalade suurused

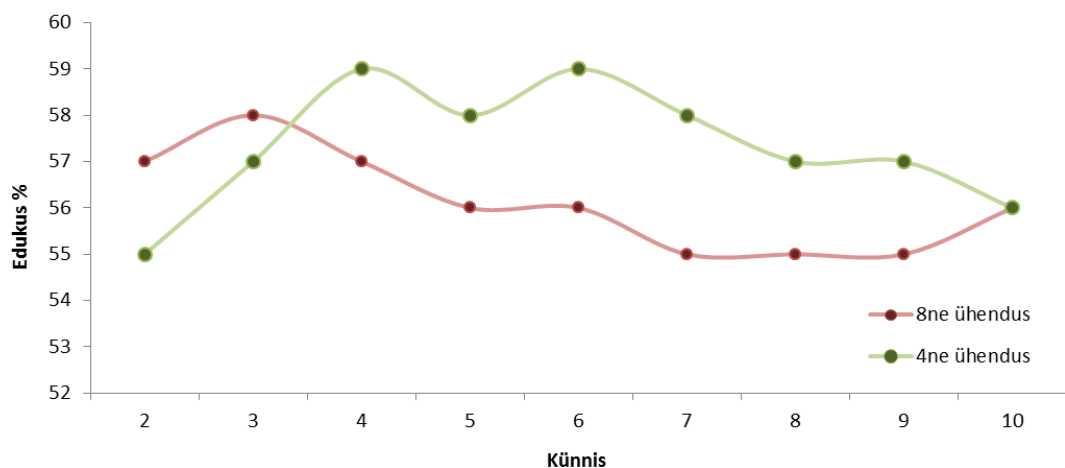
Näidisala	Laukasoo			
	Esimene [m²]	Teine [m²]	Kolmas [m²]	Selisoo [m²]
Vesi	1,8	5,6	11,8	409,5
Turvas	2,0	7,0	12,1	3,8
Pruun	0,7	1,8	6,1	8,0
Villpeaga	0,9	1,3	9,5	6,5
Kollakasroheline	0,8	2,1	5,3	9,7
Puhmad	2,0	3,6	11,5	9,9
Puud	0,3	3,0	12,3	6,3
Kokku	8,4	24,4	68,6	453,8

Maakatte arvutamiseks on kasutatud *minimum distance* ja *spectral angle mapping* algoritme. Valikus oleva *maximum likelihood* algoritmi jaoks on näidisalad liiga homogeensed ning seda töös ei kasutatud. *Signature threshold* on kõigi arvutuste puhul 2 sigmat, mis tähendab, et näidisalade pikslite väärtusest kasutati 95% ümber iga kanali keskvaartuse.

6.1.1 Müra eemaldamine

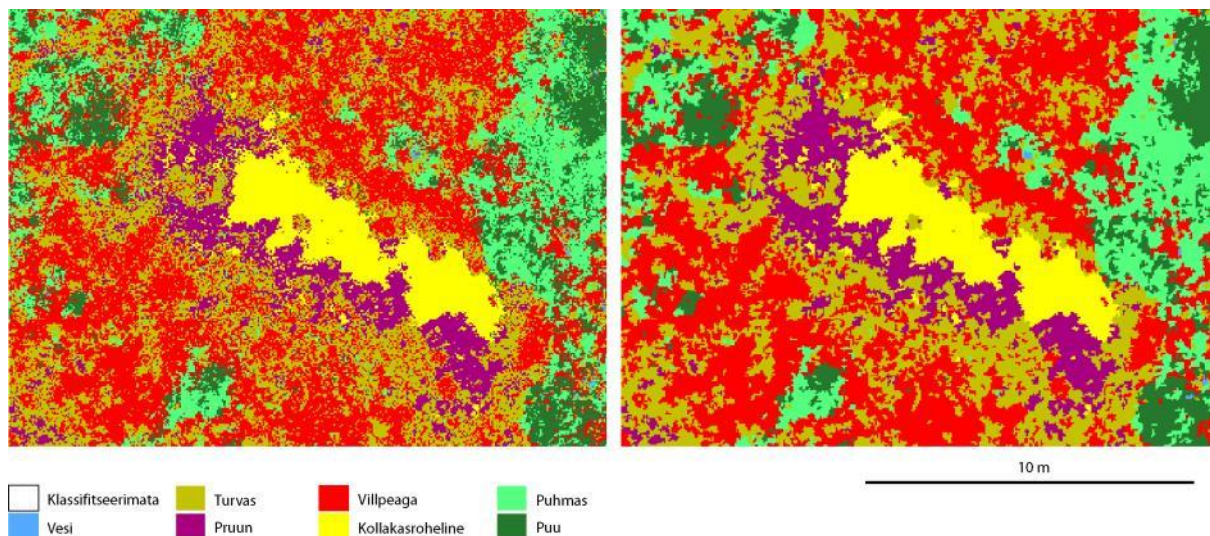
Näidistega klassifitseerimise käigus tekkinud müra ehk soola–pipra efekti eemaldamiseks kasutatakse väga väikeste alade välja sõelumist, mis kaugseireandmetest saadud klassifikatsiooni puhul on tavapraktika.

Selleks kasutati QGISis sõelumise tööriista (*sieve*), mille künniseks määrati 4 ja piksliühenduseks samuti 4 pikslit. Sobilik künnise suurus leiti mitmete erinevate künniste ja piksliühenduste kombinatsiooni võrdlemisel eksperthinnangu tulemustega ja visuaalse analüüsil. Kuuene künnis koos neljase piksliühendusega mõjutas visuaalsel hinnangul liiga palju pilti tervikuna ning seetõttu ei osutunud see valituks (joonis 6).



Joonis 6. Erinevale künnisele vastav kokkulangevus % 4se ja 8se piksliühenduse korral

Sõelumist läbi viies tuleb kindlasti arvestada sõela künnise ja piksliühenduse valikuga. Liiga suur väike künnis ei eemalda piisavalt müra. Liiga suur künnis hakkab mõjutama objektide õigsust. Sõelumise mõju avaldub pildil ka visuaalselt (joonis 7).



Joonis 7. Kolmanda näidisteversiooni ja *spectral angle mapping* algoritmi põhjal klassifitseeritud Laukasoo pilt enne ja pärast sõelumist.

6.2 Objektorienteeritud klassifitseerimine

Ortofotode klassifitseerimiseks kõrgusrastrite abil kasutati eCognitioni versiooni 9. Pilte klassifitseeriti koos taimkatte kõrgusandmetega ja ilma kõrgusandmeteta, et selgitada välja kõrgusrastri mõju tulemustele. Reeglite lisamise mõju hindamiseks klassifitseeriti pilte enne ja pärast reeglite lisamist.

Taimkatte kõrgusandmed sisestati eCognitionisse koos ortofoto kihtidega. 3D punktipilvest genereeritud raster oli 10 cm piksliga. Tulemuste ühtlustamiseks määrati enne töötlust kihtide ühiseks piksli suuruseks 5 cm. Ilma kõrgusandmeteta klassifikatsiooni saamiseks sisestati ainult ortofoto kihid. Hüpoteesina võiksid taimeistiku kõrgusandmed oluliselt parandada teatud maaklasside, näiteks puude, eristamist ülejäänutest.

Klassifitseerimise protsessi esimeses etapis loodi *multiresolution segmentation* algoritmi abil segmendid. *Multiresolution segmentation* algoritm on üks parimaid segmenteerimisalgoritme (Witharana & Civco, 2014; Ma jt, 2015). Kõikide piltide segmenteerimisel oli ette antud samad parameetrid: skaala 10, kuju 0,15 ja kompaktsus

0,5. Parameetrid kujunesid töö käigus, sarnaseid parameetreid on kasutanud näiteks Voormansik (2016). Pärast segmenteerimist loodi igale klassile vastavad näidissegmentid. Selisoo pildil turba klassi näidiseid ei loodud. Turvas leiti hiljem reeglite lisamise etapis.

Näidissegmentide põhjal klassifitseeriti pilti kasutades lähima naabri (*nearest neighbour*) algoritmi. Lähima naabri algoritm on meetod lähima naabri mitteparameetriliseks klassifitseerimiseks (Narusk, 2014), mis jagas näidiste alusel klassifitseerimata segmentid klassidesse. Klassifitseerimiseks kasutati iga kihi keskmist heledust, iga kihi heledust eraldi, standardhälvet, RGB värvidest HSI värvideks konveritud heledust, küllastust ja intensiivsust. Heledus esindab valguse lainepikkuseid ning küllastust värvuse puhtust (*Canada Centre for Remote Sensing*, 2016). Pildi klassifitseerimiseks määrati otsitavad klassid käskluse klassifikatsioon seadetes.

Edasi toimus kõrvuti olevate segmentide liitmine klasside kaupa, kus see edasise töötamise jaoks oluline oli. Selisoo pildil liideti omavahel ühenduses olevad villpeaga kaetud ala, kollakasroheline ja pruuni turbasambla, puu, vee ja puhma klassi kuuluvad segmentid. Laukasoo segmentidest liideti klassi siseselt omavahel ühenduses olevad villpeaga kaetud ala ja turba segmentid.

Selisoo pildile rakendati pärast segmentide liitmist järgmised reeglid:

- villpea, millel on veega suurem või võrdne ühine piir kui 0,4 klassifitseerida turbaks;
- puud, millel on veega suurem või võrdne ühine piir kui 0,5 klassifitseerida turbaks;
- puhmas, millel on veega suurem või võrdne ühine piir kui 0,5 klassifitseerida turbaks;
- puhmad, millel on kollakasroheline turbasamblaga suurem või võrdne ühine piir kui 0,5 klassifitseerida kollakasrohelineks turbasamblaks;
- villpead, millel on puudega suurem või võrdne ühine piir kui 0,9 klassifitseerida puuks.

Laukasoo pildile lisati reegel:

- turvas, mille pindala on väiksem 423 593 pikslist, klassifitseerida villpeaks.

Klassifitseeritud pildid eksporditi eCognitionist ning kontrollpunktide väärtused (kontrollpunkti asukohas olev maakatte klassifikatsiooni klass) leiti QGISis.

6.3 Tulemuste hindamine

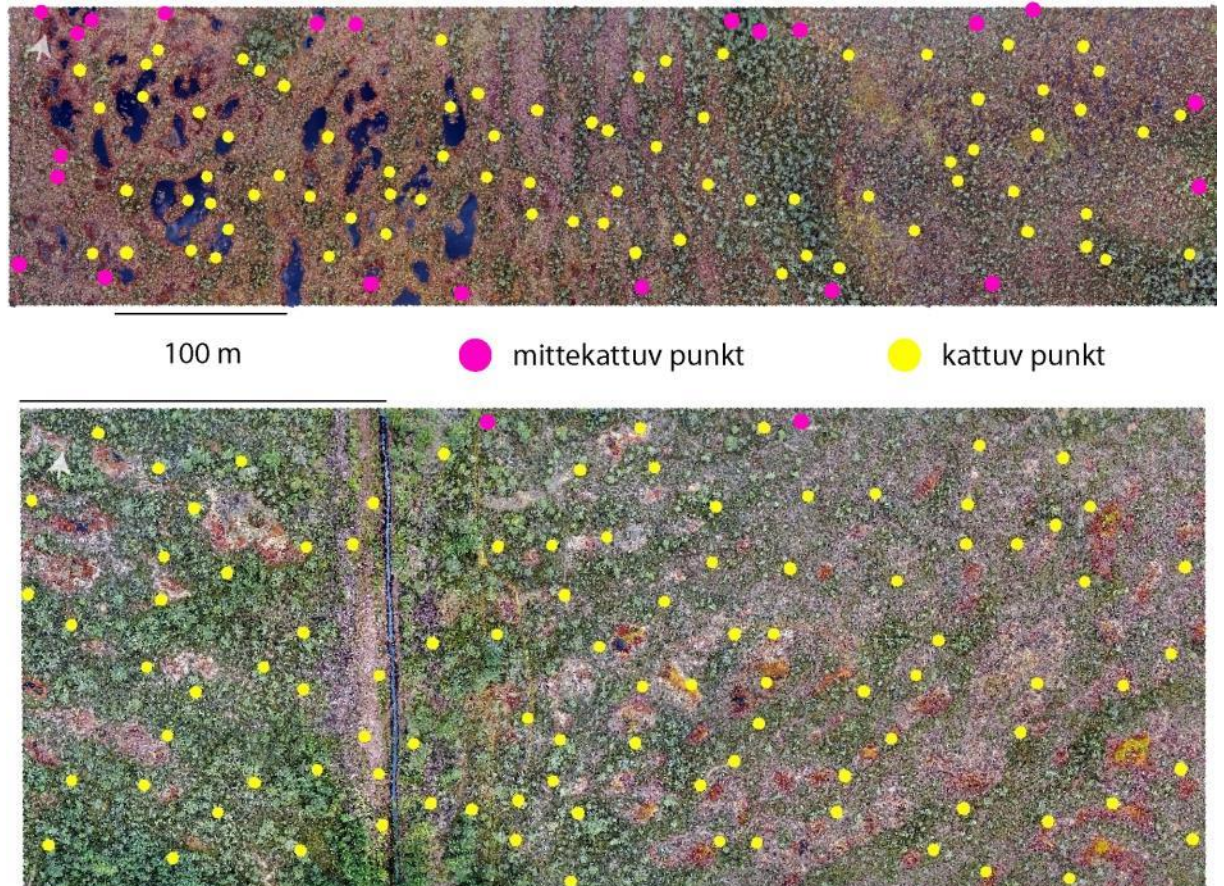
Täpne maakatte kaardistus nende alade kohta puudub, seetõttu kasutati klassifitseerimistulemuste hindamiseks eksperdi abi. Selleks genereeriti mõlemale uurimisalale 100 juhuslikku punkti (joonis 8), kus igale punktile on ekspert omistanud ortofoto järgi maakatte klassi (tabel 2). Kasutati tulemusi, mis taimkatte kõrgusrastri kihiga. Kõiki tulemusi võrreldi eksperdi poolt ette antud maakatteklassiga. Punktide väärtuste leidmiseks kasutati QGISis tsonaalstatistika tööriista, mida kasutades leiti iga punkti ümber jääva 10 cm läbimõõduga ala peamine maakatteklass.

Tabel 2. Ekspert hinnangu jaotumine maakatteklasside vahel

Maakatteklass	Laukasoo	Lakasoo kõrgusrastril	Selisoo	Selisoo kõrgusrastril
Vesi	0	0	5	4
Turvas	8	8	5	5
Pruun turbasammal	3	3	16	16
Villpeaga kaetud turbasammal	35	35	20	12
Kollakasroheline turbasammal	3	3	7	7
Puhmas	33	31	22	18
Puu	18	18	25	16
Kokku	100	98	100	78

Lisaks leiti eksperdi antud hinnangu ja saadud tulemuste vahel kapa koefitsient, mille eesmärk on mõõta kahe samadel andmetel põhineva klassifikatsiooni suhtelist vastavust. Kapa koefitsient leiti valemiga $K = \frac{P_c - P_0}{1 - P_0}$, kus P_c on samadesse klassidesse

klassifitseeritud ja P_0 juhuslike otsuste korral oodatav ühtiv klassifitseerimistulemuse osakaal. Väärtusvahemik on -1 kuni +1, kus +1 puhul on täielik vastavus, 0 korral vastab tulemuste suhe juhusliku paiknemise korral oodatavale ja miinuses olev väärtus näitab tendentsi valesti klassifitseerimiseks (Remm jt, 2012).



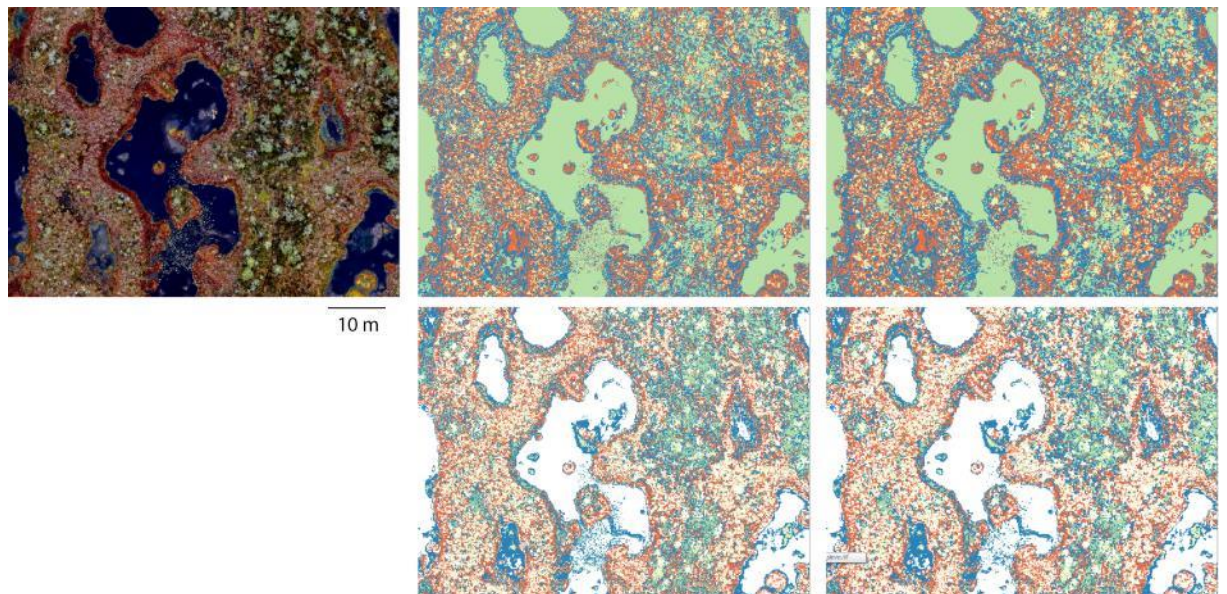
Joonis 8. Selisoo (üleval) ja Laukasoo (all) suurendatud kontrollpunktide paiknemine, eristatud vastavalt taimkatte kõrguse rastriga mittekattumise ja kattumise järgi.

7 Tulemused ja arutelu

7.1 Klassifitseerimistulemused ja täpsus

Näidisteta klassifitseerimist ei saa lugeda õnnestunuks. Visuaalselt eristub küll maastiku muster, kuid tulemuseks saadavatele klassidele ei saa omistada ökoloogiliselt mõtestatud maakatteklasse. Genereerides rohkem maakatteklasse, ei ole needki omavahel täielikult liidetavad, sest esindavad piksleid erinevate ökoloogiliste klasside kohta (joonis 9).

Näidisteta klassifitseeritud pildi õigsust binaarsel meetodil on samuti keeruline hinnata, sest ühelgi saadud klassil pole ühtset ökoloogilist vastet. Sel põhjusel ei võrreldud näidisteta klassifitseerimist ka eksperthinnanguga.



Joonis 9. Selisoo näitel näidisteta klassifitseerimise tulemus. Üleval vasakult esimene on ortofoto, teine sisendparameetriga kaheksa klassi, kolmas kaheksa klassi sõelutud versioon, alumises reas vasakpoolne sisendparameetriga 16 klassi ja parempoolne selle sõelutud versioon.

Selisoo näidisaladega klassifitseerimisel QGISis osutusid algoritmid võrdväärseteks (54–56%) (tabel 3). Näidistevahelistest tulemustest oli teistest madalam esimene variant (46–49% ja kapa 0,23–0,28). Parimaks osutus kolmanda õpiaja versiooni näitel

klassifitseeritud pilt (68% ja $\kappa=0,57$), mis oli arvatud *spectral angle mapping* algoritmiga ja järeltöödeldud.

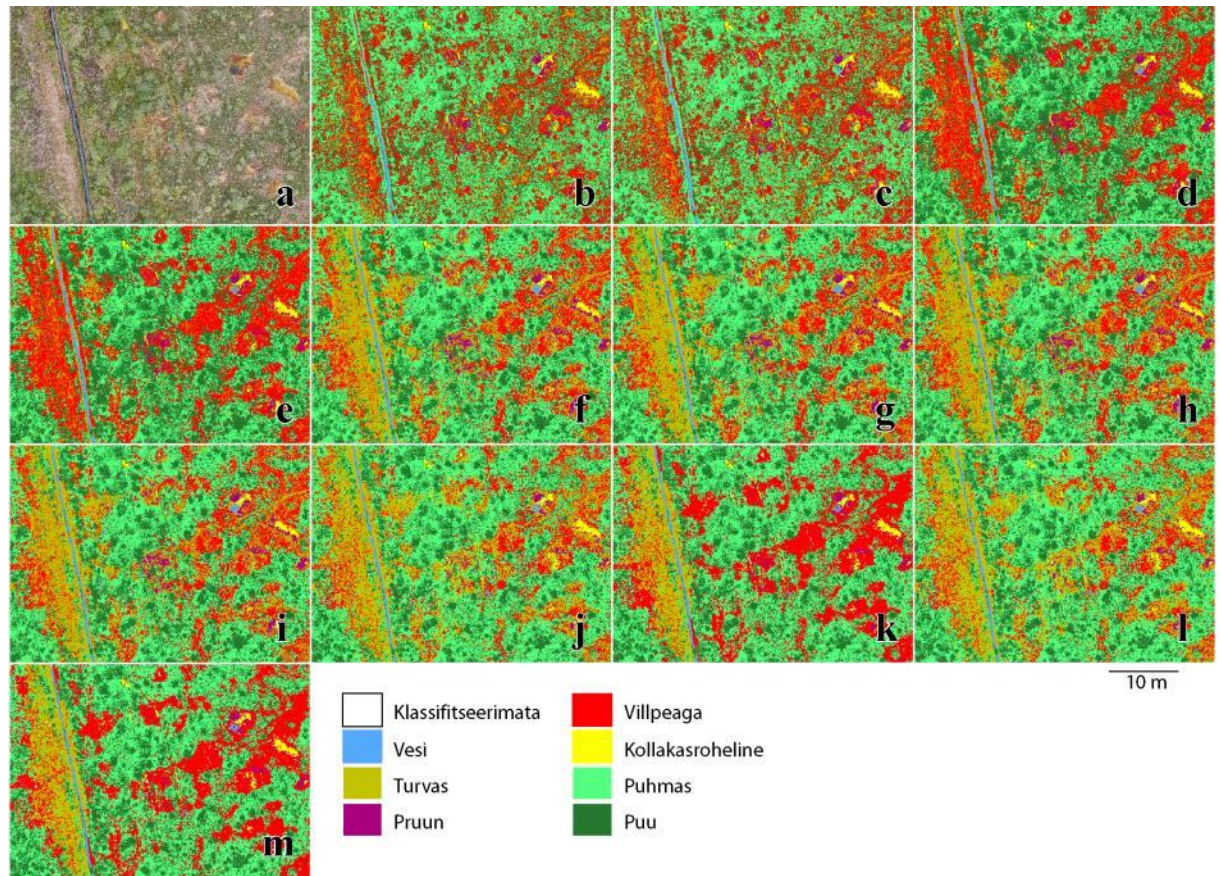
Rohkemate näidiste põhjal arvatud klassifikatsioonid võiksid anda parema tulemus, sest kõiki piksleid või segmente võrreldakse kõigi näidistega (Remm jt, 2012). Juhul, kui klasside spektraalsed eripärad ei ole kaetud, peaks see väljenduma tulemustes. Läbi viidud katsetest selgus, et esimene näidiste versioon on teisest ja kolmandast versioonist madalama tulemusega (vaata tabel 3). Suuremate näidisalade puhul on teistest tunduvalt madalama tulemusega *minimum distance* ga arvatud teine näidisalade versioon. Võib eeldada, et tulemus ei parane oluliselt, kui näidisalad katavad juba varasemate näidiste põhjal ära suurema osa pildi spektraalsest varieeruvusest. Samas tuleb vastavalt teooriale, mille kohaselt peaksid näidisalad olema kogu klassi esindavad (Ma jt, 2015), välja, et kui klassides esinevad variatsioonid ei ole kaetud, on tulemus ja tõenäosus õige klassifitseerimistulemuse saamiseks väiksem.

Tabel 3. Klassifitseeritud piltide edukuse % (ülemine rida) ja κ koefitsient (alumine rida). ECognitionis on klassifitseeritud kasutades taimkatte kõrgusandmeid.

	QGIS				eCognition
	<i>minimum distance</i>		<i>spectral angle mapping</i>		3D
	algne	sõelutud	algne	sõelutud	
Selisoo	54	56	54	56	50
	0,45	0,47	0,45	0,47	0,39
Laukasoo					68
					0,65
Laukasoo I	46	48	49	49	
	0,23	0,26	0,28	0,27	
Laukasoo II	58	62	65	63	
	0,44	0,48	0,52	0,51	
Laukasoo III	66	66	64	68	
	0,53	0,56	0,50	0,57	

Klassifitseerimistulemused erinevad algoritmiti ka visuaalselt. Joonisel 10 esindavad näiteks b ja c *minimum distance* algoritmi ja selle sõelutud tulemust ning d ja e sama näidiste versiooni *spectral angle mapping* algoritmi tulemust. On näha, et esimesel juhul klassifitseeritakse rohkem piksleid puhmasteks ja turbaks, kui teise algoritmi

puhul. Piltide f kuni m puhul on maakatteklasside eripärad rohkemate näidistega esindatud. Esile tulevad vaid pildid k ja m, mille puhul on eCognitionis kasutatud ka reeglit, mille alusel eristati suurem osa turvast villpea klassist (joonis 10). Ilma reeglit kasutamata ei erine pilt oluliselt olenemata, kas on klassifitseeritud QGISis või eCognitionis või kas taimestiku kõrgusandmeid on kasutatud või ei ole. Klassifitseerimata jäi väga vähe pikseleid, keskmiselt alla ühe protsendi.



Joonis 10. Laukasoo a) ortofoto ja sõelutud versioonid algoritmide järgi: b) 1. näidiste vers. *minimum distance*, c) 1. näidiste vers. *spectral angle mapping*, d) 2. näidiste vers. *minimum distance*, e) 2. näidiste vers. *spectral angle mapping*, f) 3. näidiste vers. *minimum distance*, g) 3. näidiste vers. *spectral angle mapping*, h) *minimum distance* ja taimkatte kõrgusandmetega QGISis, i) *spectral angle mapping* ja taimkatte kõrgusandmetega QGISis, j) ainult näidiste põhjal ja ilma taimkatte kõrgusandmeteta eCognitionis, k) näidiste ja reeglite põhjal eCognitionis, l) ainult näidiste ja taimkatte kõrgusandmete põhjal eCognitionis ja m) näidiste, reeglite ja taimkatte kõrgusandmete põhjal eCognitionis.

Objektorienteeritud klassifitseerimise puhul oli Selisoo klassifikatsiooni täpsus madalam QGISis saadud tulemustest (50%) (tabel 3). Laukasoo eCognitionis klassifitseeritud tulemuse edukus oli 68%, mis oli samaväärne QGISis klassifitseeritud kõrgeimas tulemusega.

7.1.1 Taimkatte kõrgusandmete ja reeglite mõju täpsusele

Taimkatte kõrgusandmete ja reeglite mõju hindamiseks klassifitseerimisele katsetati Laukasoo ortofoto ja 3D punktipilvest loodud taimkatte kõrgusandmete põhjal nii QGISis kui ka eCognitionis. Laukasoo taimkatte kõrgusandmed polnud kõige kvaliteetsemad, sest neis esines auke. Aukude mõju väljendus QGISis klassifitseerides kolmel punktil, mille väärtuseks punktidega võrdlemisel oli null. Neid punkte ei arvestatud tulemlikkuse arvestamisel. ECognitionis klassifitseeriti ära ka alad, kus taimkatte kõrgusandmete kiht oli puudulik.

Taimkatte kõrgusandmeid kasutamata saadi kõige parem tulemus (68%) QGISis kasutades *spectral angle mapping* algoritmi ja sõelumist ($\kappa=0,57$). Taimkatte kõrgusandmeid kasutades oli QGISis parim (65%) *spectral angle mappingu* sõelutud versioon ($\kappa=0,53$). ECognitionis oli tulemus ainult taimkatte kõrgusandmeteta saadud, ainult näidistele põhinev tulemus sama hea (68%), kui parim QGISis saadud tulemus ning eCognitionis kõrgusandmeid ja reegleid rakendanud tulemus (tabel 4).

Tabel 4. Laukasoo klassifitseerimise tulemuste kapa koefitsient ja edukuse %, nii ilma taimkatte kõrgusandmeid kasutamata kui taimkatte kõrgusandmeid kasutades QGISis ja eCognitionis. QGISis jaguneb tulemus vastavalt algoritmidele *minimum distance* (md) ja *spectral angle mapping* (sam) ning nende sõelutud (sõel.) versiooni vahel. ECognitionis jaguneb klassifitseerimistulemus ka reeglite mitte lisades ja reegleid kasutades saadud tulemuste vahel.

	QGIS								eCognition			
	kõrguseta				kõrgusega				kõrguseta		kõrgusega	
	<i>md</i>	<i>md</i> sõel.	<i>sam</i>	<i>sam</i> sõel.	<i>md</i>	<i>md</i> sõel.	<i>sam</i>	<i>sam</i> sõel.	näidis	reegel	näidis	reegel
Kapa	0.53	0.56	0.50	0.57	0.52	0.53	0.49	0.53	0.56	0.65	0.61	0.65
Edukuse %	65	66	63	68	64	65	62	65	68	61	63	68

Taimkatte kõrgusandmed esinesid peamiselt puudega kohakuti, kuid mõnel juhul ulatusid need ka ümbritseva ala kohale. Taimkatte kõrgusandmeid kasutades oli puuks määratud punktide kokkulangevus eksperthinnanguga 70%. QGISis kattusid kõigi sõelutud piltide puuks määratud punktid 72% ulatuses eksperthinnanguga, olenemata, kas taimkatte kõrgusandmeid kasutati või mitte. Sõelumata piltide kattumise protsent oli 67. Visuaalsel hinnangul on puudeks määratud segment kompaktsem.

7.2 Klassifikatsioonide töömahu hinnang

Ajaliselt oli kõige kiirem näidisteta klassifitseerimine, mille puhul parameetrite sisestamisest tulemuse saamiseni kulus paar minutit. Tulemuse poolest algoritm antud juhul kasutamiseks siiski ei sobinud.

QGISis kulus näidiste loomisele ning nende sobilikkuse katsetamisele keskmiselt kuni paar tundi. QGISis näidiste ja taimkatte kõrgusandmete kombineerimine võttis kokkuvõttes ilma taimkatte kõrgusandmeteta klassifitseerimisest rohkem aega. Esmalt tuli ortofoto jagada kolme eri spektrit esindavaks kihiks, et neid saaks koos taimkatte kõrgusandmete kihiga klassifitseeritavaks alaks sisestada. Seejärel tuli arvutada

näidisaladele uued spektraalsed signatuurid, mis arvestaksid ka taimkatte kõrgusandmeid.

Võrreldes QGISiga kulus eCognitionis enne näidisalade loomist aega parimate segmenteerimisparameetrite leidmisele. Samas võttis näidisalade loomine mõlemas programmis enam-vähem sama palju aega. Erinevate reeglite loomise ning katsetamisega koos võib aja kulu eCognitionis siiski oluliselt varieeruda. QGISis võib heade näidisalade tuvastamiseks ja proovitükkide klassifitseerimiseks kuluda samuti erinev hulk aega. Pärast klassifitseerimisprotsessi vajalikke parandusi sisse viies tuleb arvestada veel lisatavate või eemaldatavate näidistega töötamiseks ning klassifitseerimiseks kuluva ajaga. Töö käigus prooviti pilte klassifitseerida eCognitionis ka ilma näidisteta, kasutades ainult reegleid. Selline lähenemine oli samuti hoopis ajamahukam näidistega klassifitseerimisest.

QGISis erinevate näidisalade versioonide loomisele kulunud aja põhjal võib öelda, et näidisalade loomiseks tasub panustada nii palju aega, et kaetud saaksid kõik tuvastatavad maakatteklasside sisesed variatsioonid. Luues vähe õpialasid on tulemus küll parem, kui näidisteta klassifitseerimisel, kuid rohkete õpialadega võrreldes on see kehvem. Kindlasti tasub panustada aega ka näidisalade sobivuse testimiseks, sest see tagab paremad tulemused. Tulemuste parandamise eesmärgil tuleks aega leida ka pildi järeltöötlemisele. Esimesel korral piisavalt hea tulemuse saamiseks tasub pühendada aega eelpool mainitud protsessidele.

Kindlasti oleneb klassifitseerimisele kuluv aeg inimefaktorist. Klassifitseerija oskused ja kasutada olev aeg võivad oluliselt piirata heade tulemusteni jõudmist. Lisaks sellele oleneb protsessi pikkus ka pildist endast. Mida suurem või keerulisem on pilt, seda kauem kulub aega näidiste loomisele, arvutustele jms peale. Programmide arvutustele kuluva aja erinevust erinevate arvutite ja programmiversioonide peal ei katsetatud, kuid kindlasti oleneb tulemuseni jõudmise aeg riistvara võimsusest.

Seega sõltub optimaalne klassifitseerimismeetod töö eesmärgist, andmestiku keerukusest, kasutaja oskustest ja olemasoleva riistvara võimekusest. Autori

subjektiivsel hinnangul on antud ülesande lahendamiseks optimaalne kasutada QGISi *spectral angle mapping* algoritmi. Hea tulemuse saavutamiseks peavad näidisalad olema piisavalt esinduslikud ning neid peab ükshaaval kontrollima. Saadud tulemust võib parandada sõelumine (4*4 sõel).

7.3 Näidiste ülekantavus

Ühel pildil loodud näidisalasid on võimalik kasutada teise pildi klassifitseerimiseks. Seda katsetati QGISis nii Laukasoo õpetusaladega Selisoo maakatte klassifitseerimiseks kui ka vastupidi. Edukamaks osutus Laukasoo klassifitseerimine Selisoo näidistega (tabel 5). Kõige parem tulemus saavutati *minimum distance* algoritmi kasutades ja pilti sõeludes..

Tabel 5. Laukasoo klassifitseerimise tulemuse edukuse % Selisoo näidistega ja Selisoo klassifitseerimise tulemus Laukasoo näidistega edukuse % vastavalt algoritmile kapa koefitsient.

	Lauka–Seli	Seli–Lauka
<i>minimum distance</i>	41	42
kapa	0,38	0,32
<i>minimum distance, sõelutud</i>	46	47
kapa	0,49	0,37
<i>spectral angle mapping</i>	41	41
kapa	0,42	0,33
<i>spectral angle mapping, sõelutud</i>	44	44
kapa	0,48	0,35

Õpialade ülekantavust mõjutavad kindlasti valgustingimused. Mida sarnasemates oludes on pildid tehtud, seda suurema tõenäosusega on samadel klassidel erinevatel pildidel sarnased spektaalväärtused. Töös kasutatud pildid olid mõlemad tehtud hajusa valguse oludes. Siiski ei saa välistada, et kohati esines pildistamise jooksul pilvisemaid või päikselisemaid hetki.

Selisoo ala on Laukasoo omast suurem, seega esines seal pildistamise jooksul suurema tõenäosusega valgustingimuste muutusi. Selisoo tulemus võis osutada kehvemaks ka seetõttu, et pildil olev puhmastik on paljudes kohtades pruunikam, sarnanedes pigem pruuni turbasamblaga. Võrreldes Laukasoo pildiga esineb Selisoo ortofotol üleüldiselt rohkem maakatteklasse, mis on omavahel läbisegi kasvanud.

Tulemusi võib mõjutada ka klasside esinemine või puudumine pildidel. Laukasood Selisoo näidistega klassifitseerides esines turbaks määratud ala oluliselt vähem kui Laukasood enda näidistega klassifitseerides. Ühelt poolt võibki see olla üks põhjus, miks Laukasool oli tulemus oluliselt parem kui Selisool. Nimelt esineb Selisooos vaid lauka põhjast üles kerkinud turvast ning selle osakaal on minimaalne, mistõttu on selle kohta ka vähe näidiseid. Laukasool on suurem osa kraavi äärsest alast kaetud palja turbaga. Klassifitseerides Laukasood Selisoo näidiste põhjal oli suurem osa sellest määratud villpeaga kaetud alaks. Laukasoo enda näidistega on aga villpeaga ala sees paljud pikslid klassifitseeritud turbaks. Sellest tingituna on Selisoo klassifikatsioon kehvem. Turba spektraalväärtus ühtib teiste klasside spektraalväärtustega ning näiteks villpeaga või pruuni turbasamblaga kaetud alad klassifitseeritakse turbaks.

Muutuvad ka taimestiku värvused vastavalt vegetatsiooniperioodile. Probleeme võib tekitada näiteks kevadiselt pildilt loodud õpialadega suvise või sügisel tehtud pildi klassifitseerimine. Mõju võib avaldada ka vihm, kui enne ühe pildi tegemist on sadanud ning teise pildi tegemisele on eelnenud kuivaperiood.

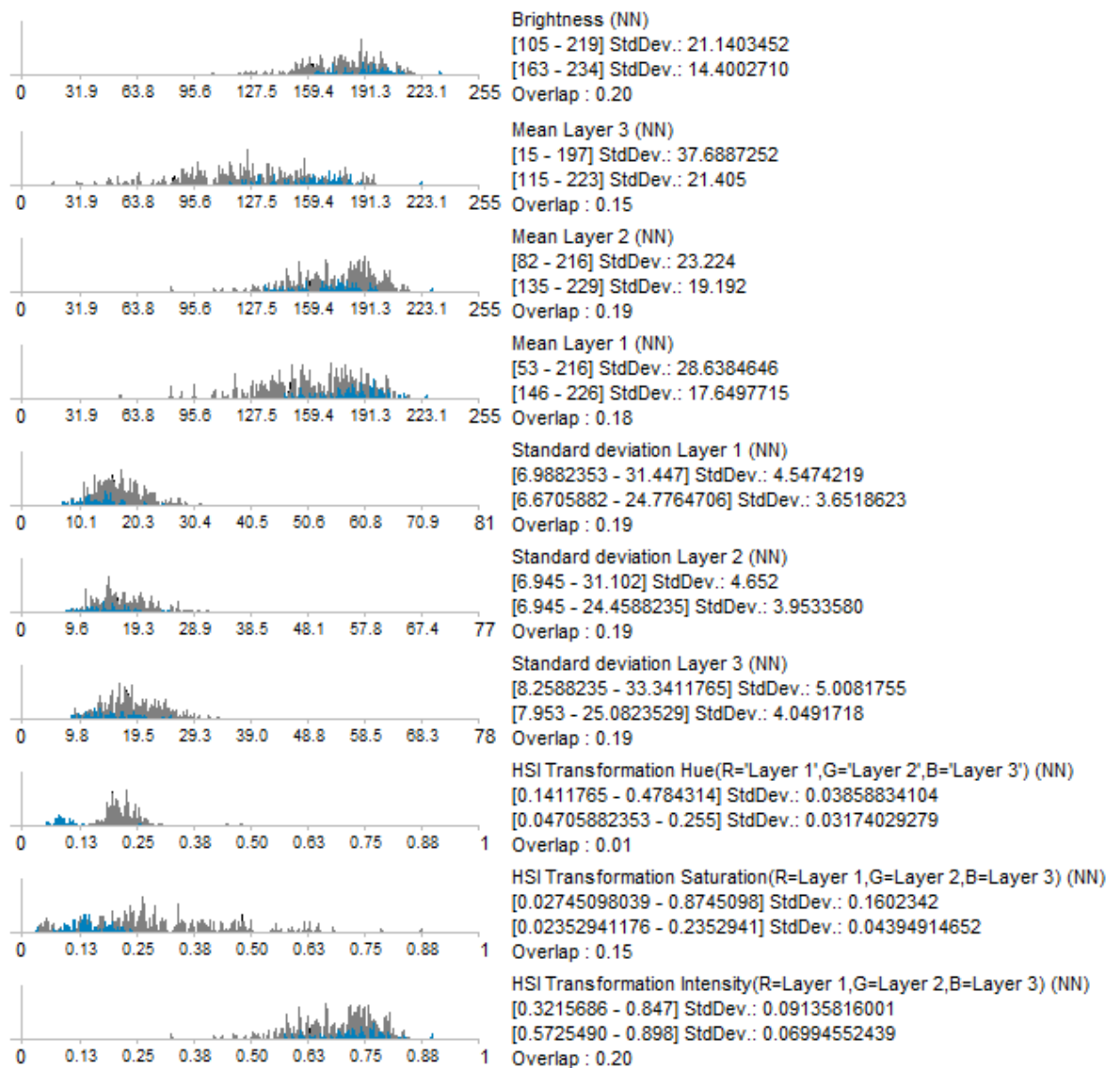
7.4 „Probleemid“ klassifitseerimisel

Probleemid spektraalväärtuste omavahelises eristamises tulenevad sellest, et tavakaameraga tehtud ortofotol on ainult RGB kanalid. Taimestiku eristamise jaoks on parim lähisinfrapuna kanali (*Canada Centre for Remote Sensing*, 2016). Võrreldes satelliidi piltidega, kus on kalibreeritud kaamera, mille spektraalsed kanalid on kindlates vahemikes, on tavakaamera spektraalvahemikud üksteisega ülekattes.

Enne klassifitseerimist läbi pilt/pildid mitmeid töötlusi, mille tõttu pildi klassifitseeritavus võib kannatada. Näiteks on selles töös kasutatud RGB ortofoto kokku pandud 8 bitiseks jpg fotoks, mis on omakorda saadud 12-bit RAW formaadis fotode ümber konverteerimisel. Meil puudub täpne teave, mis töötlusi sellisel konverteerimisel pildile rakendatakse, kuid kindlasti põhjustab see olulist andmekadu ja võimalikke moonutusi. Piltide kokku sulatamisel esineb ilmselt erinevaid ühtlustamise meetodeid. Lisaks sellele kalibreerib tavaline kaamera RGB tasakaalu (valgebalanss) enne iga pildi tegemist kui seda ei fikseerita, seega sõltub iga pilt pildistamisele vahetult eelneva hetke valgusoludest. Selle töö käigus on varasemalt juba niigi töödeldud pildid omakorda üldistatud 1,5 ja 2,5 cm piksli suurusest 5 cm-ks. Kõik eelnevad tegurid avaldavad klassifitseerimise juures oma mõju. Nende mõjude täpsemaks väljaselgitamiseks ja vähendamiseks oleks vaja teostada täiendavaid uurimisi, mis antud töö raamesse ei mahu.

Luues klassifitseerimise tarbeks liiga vähe näidisalasid, ei kata õpialad kogu klassi varieeruvust ning õpialade spektraalne erinevus võib olla liiga väike. Näiteks puude klassis leidub tumerohelisi, helerohelisi, hallikasrohelisi, kollakaid, hallikaid, kerge sinise varjundiga rohelisi ja kollakasrohelisi värve (joonis 11).

Klassifitseeritud piltide raskesti eristatavast spektraalsest olukorrast annab aimu ka see, et QGIS ei olnud võimeline näidiseid kasutama *maximum likelihood* algoritmiga, mis Ozemi & Baueri (2002) on olnud enim kasutatav näidisteta klassifitseerimise algoritm. Järelikult ökoloogilised mõtestatud maakatteklassid ei ole kasutatud andmestikust selgelt spektraalselt eristatavad (joonis 11). See on ka üheks põhjuseks, miks klassifitseerimisedukus on suhteliselt madal (alla 70%).



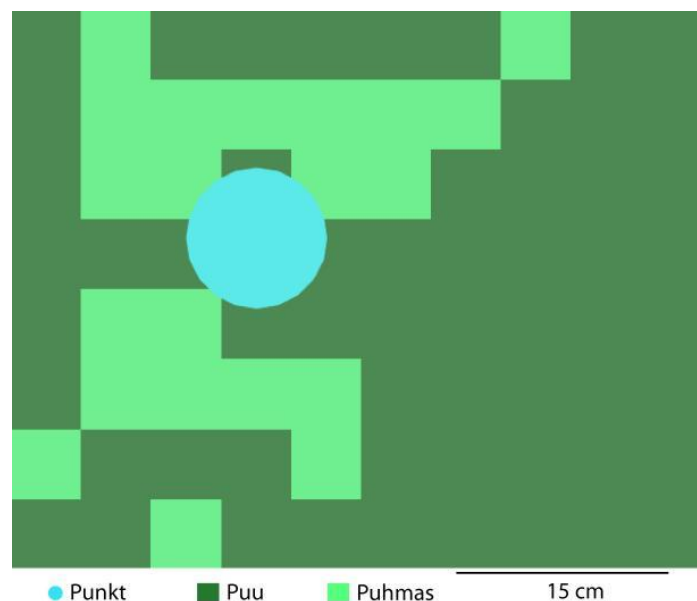
Joonis 11. Puu (halliga) ja villpea (sinisega) klassi nädissegmentide spektraalsete tunnuste jagunemine kasutatud näitajate vahel

7.5 Tulemuste hindamine

Töös kasutati tulemuste hindamiseks eksperthinnangut ning selle ja tehtud klassifikatsioonide põhjal arvatud kapa koefitsienti. Kasutatud meetodid annavad aimu saadud tulemustest, kuid esineb puudusi. Näiteks võib 100 punkti

klassifitseeritava ala jaoks olla liiga vähe. Samas ei ole väga mõeldav lasta eksperdil hinnata tuhandeid punkte. Teise aspektina tõi hindamist läbi viinud ekspert välja, et umbes 15–20% punktidest oli klassi raske määrata. Täpsushinnangu parandamiseks võiks kaasata rohkem eksperte ja rohkem punkte. Käesolevas töös selleni kahjuks ei jõutud.

Punktidele väärtusi andes on inimese jaoks väga väikese punkti hindamine keeruline. Seetõttu on punkt tegelikult teatud läbimõõduga ala. See omakorda mõjutab eksperdi poolt märgitud maakatteklassi ja saadud klasside omavahelist õigsust. Nimelt võib punkti lähiümbrusse jääda mitu erinevat maakatteklassi (joonis 12) ja ekspert valib suure tõenäosusega domineeriva klassi. Ilmselt mõjutavad inimest nii punkti ümbritseva ala iseärasused. Seepärast prooviti ka arvutis seda protsessi samasugusena läbi viia ja tsonaalstatistika päringu abil leiti punkti ümber oleva 10 cm ala peamine maakatteklass, mida võrreldi eksperthinnanguga. Siin tuleb mängu ka eksperthinnangu teatav umbmäärasus nendes raskesti määratavates kohtades. Antud juhul hindas ekspert ise, et umbes 15–20% punktidest võivad kuuluda ka mõnda teise klassi. See tähendab, et klassifitseerimistulemusi, mille täpsus ei erine üksteisest rohkem kui 15–20% ei saa rangelt võttes ka erinevateks lugeda. Paljudel juhtudel jäigi tulemus selle erinevuse piiresse.



Joonis 12. Punkt (sinine) katab mitut erinevat maakatteklassi.

7.6 Tulemuste parandamine

Olemasoleva andmestikku kasutades on üks võimalus genereerida abirastreid. ECognition on võimeline genereerima indeksastreid olemasolevatest rastritest ja mõningal juhul võivad need aidata väga hästi klasse eristada. Näiteks puu ja villpea klassi eristamisel on väga hea indeks (HUE) (joonis 11). QGISis andmete parandamiseks oleks hea genereerida indeksastreid, mille jaoks on programmis olemas vastavad tööriistad.

Hästi läbi mõeldud reeglitega on võimalik tõsta klassifitseerimise täpsust, eriti väikeste polügoonide puhul. Kindlasti tasub katsetada objektorienteeritud lähenemisel teisi parameetreid (kuju indeksid, tekstuurid, naabrussuhted jms).

Erinevate maakatteklasside eristamiseks võivad sobida erinevad aastaajad. Sama ala erinevate maakatete eristamiseks võiks proovida kombineerida erinevatel vegetatsioonietappidel tehtud pilte. Näiteks võiksid laukad olla kevadel paremini eristatavad kui suve lõpul, kui lauka pinnale tõuseb põhjast turvas. Erineval aastaajal on ka erinevad puuliigid paremini eristatavad.

Valgustingimuste parandamise ning kaamera kalibreerimise eesmärgil tuleks maastikule laiali jaotada etalonid, mille värvus on teada. Nende järgi saaks pilte kalibreerida ning valgustingimused pildil peaksid ühtlustuma.

Taimkatte värvuse kirkama tulemuse saamiseks võiks proovida pildistada pärast vihma, kui taimestik on korralikult kastetud. Ilmselt annaks see efekti näiteks turba värvi ühtlasemaks muutmisel. Tumedam turvas võiks olla paremini eristatav näiteks villpeadest ja pruunist turbasamblast. Kuivanud kollane turbasammal on samuti väga sarnane villpeade või nokkheinaga kaetud turbasamblast, eriti kollasest.

Ühe pildi õpialade kasutamine teisel pildil võiks anda paremaid tulemusi, kui jätta välja klassid, mida klassifitseeritava pildil ei esine või lisada juurde puudu olevad. Teoreetiliselt võiksid pildil mitte esinevad klassid jääda klassifitseerimata ka juhul, kui

neid ei eemaldata. Selisoo ja Laukasoo piltide puhul see ei õnnestunud. Üheks võimaluseks näiteks soode seisukorra hindamiseks on klassifitseerida ainult üks hästi eristatav klass, mis näitab olukorra muutust ökoloogilises aspektis. Sobilikuks võiks olla puude klass.

Taimestiku klassifitseerimist parendaks ilmselt kõige rohkem lähisinfrapuna kanal. Lähisinfrapuna on taimestiku klassifitseerimisel väga populaarne, taimestik peegeldab kõige paremini lähisinfrapuna kiirgust, kuid punane ja sinine neelduvad taimestikus väga hästi (*Canada Centre for Remote Sensing*, 2016). Nelja kanaliga kaamera ehk multispektraalkaamera on tavakaamerast küll kallim, kuid UAVdelt pildistamiseks täiesti sobiv. On olemas ka hüperspektraalkaameraid, mis salvestab eraldi sadu spektrivahemike (Harris jt, 2015). Lähisinfrapuna ei pruugi sobida siiski turbasamblaga kaetud alade seireks, sest optimaalsed on teised spektri vahemikud (Harris jt, 2005).

Kokkuvõte

Töö eesmärkideks oli hinnata kõrge lahutusega UAV abil loodud RGB ortofoto erinevate klassifitseerimismeetodite tulemuse täpsus ja tulemuseni jõudmiseks kuluvat töö mahtu ajas. Lisaks sellele oli eesmärgiks hinnata erinevate klassifitseerimisviiside kasutatavust selliste piltide klassifitseerimiseks nii maakatte kõrgusandmeid kasutades kui ka ilma maakatte kõrgusandmeid kasutamata. Tulemusi hinnati nii visuaalselt kui ka eksperthinnangu alusel. Parim saavutatud tulemus olid 68%.

Käesolevas töös anti soovitusi, kuidas tulemusi parandada, olulisemad neist on indeksrastrite arvutamine ja kasutamine klassifitseerimises; ökoloogiliselt tundlike klasside eraldi klassifitseerimine; piltide tonaalsuse kalibreerimine kasutades etalone; drooni mobiilsuse rakendamine eri aastaajal pildistamiseks. Taimkatte kõrgusandmete kasutamine annab teoreetiliselt puude klassifitseerimisel, kuid käesoleva töö tulemustes see otseselt ei avaldunud. See võib olla põhjustatud kontrollalade vähesusest, sest visuaalselt klassifikatsioon paranes.

Optimaalse klassifitseerimismeetodi valik sõltub töö objektist ja eesmärgist, andmestiku keerukusest, kasutaja oskustest ja riistvara võimekusest. Autori subjektiivsel hinnangul on antud ülesande lahendamiseks optimaalne kasutada vabavaralist QGISi *spectral angle mapping* algoritmi. Hea tulemuse saavutamiseks peavad näidisalad olema piisavalt esinduslikud ning neid peab ükshaaval kontrollima. Saadud tulemust võib parandada sõelumine (4*4 sõel).

Käesolev uurimus näitas, et ka kõrge ruumilise lahutusega ortofotodel, millel on vaid RGB kanal, on potentsiaali raba taimkatte klassifitseerimiseks. Töö käigus esile kerkinud probleemide teadvustamine võimaldab otsida neile edaspidi lahendusi.

Landcover classification using high resolution photos from unmanned aircraft

Siiri Rist

Summary

One aim of this paper was to estimate the precision of classifications which are received by using high resolution RGB orthophoto made by using drone. Also to give a value to the process in time. Another aim was to evaluate the usability of that kind of pictures to classify them with or without land cover height data. The results were measured on visual observation and on the basis of expert's opinion.

Two pictures were used in classifying process: Laukasoo and Selisoo. Laukasoo's pixel were originally 1,5 cm and Selisoo's 2,5. Both were converted to the size of 5 cm. The data of land cover were originally with 10 cm pixel but it was calculate to 5 cm too.

Unsupervised classification was made by using QGIS. The K-Means algorithm was used. Supervised classification was tested in both programmes: QGIS and eCognition. In QGIS the minimum distance and spectral angle mapping algorithms were used. In eCognition, the segmentation was made by using multiresolutional segmentation algorithm. To classify pictures using training areas, the nearest neighbour algorithm was used. The results were also sieved. Using training samples only, the results were rather same. Mixing the training areas with the rules, the results did not improve in Selisoo picture but were the best of all in Laukasoo picture (match to the expert opinion 68% and kappa=0,65). There could not say which of these methods is better. Combing the data of land cover height, there was no proof that the results improved. In visually there were some improvements in wooden area.

In conclusion it can be said that the results of classification were average. However there is potential to classify high resolution orthophotos made by using UAV's to remote the vegetation of bog. To improve the results the most useful pictures to classify the land cover should include infrared channel.

Tänuavaldused

Täna oma juhendajaid Marko Kohvi ja Edgar Seppa asjakohaste nõuannete, kannatlikkuse, abivalmiduse ja pühendatud aja eest.

Kasutatud materjal

Azimi, R., Ghayekhloo, M., Ghofrani, M., Sajedi, H., 2017. A novel clustering algorithm based on data transformation approaches. *Expert Systems with Applications*, 76, pp. 59–70.

Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heyen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, pp. 239–258.

Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65, pp. 2–16.

Canada Centre for Remote Sensing, 2016. Tutorial: Fundamentals of Remote Sensing. www.nrcan.gc.ca/node/9309 (28.05.2017)

Congedo, L., 2017. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. <https://media.readthedocs.org/pdf/semiautomaticclassificationmanual-v5/latest/semiautomaticclassificationmanual-v5.pdf> (29.05.2017)

Cui, X., Zhu, P., Yang, X., Li, K., Ji, C., 2014. Optimized big data K-means clustering using MapReduce. *The Journal of Supercomputing*, 70(3), pp. 1249–1259.

Dunford, R., Michel, K., Gagnage, M., Piegay, H., Tremelo, M.–L., 2009. Potential and constraints of Unmanned Aerial Vehicle technology for the characterization of Mediterranean riparian Forest. *International Journal of Remote Sensing*, 30, pp. 4915–4935.

Eerme, K., 2008. Pilvisuse kliimaatiliste muutuste mõju kaugseire oodatavale tulemusele. Väljataga, K.; Kaukver, K. (Toim.) *Kaugseire Eestis artiklikogumik*. Tartu Observatoorium. Keskkonnaministeeriumi Info- ja Tehnokeskus. pp. 34–40.

Eesti Looduse Fond, 2011. Paal, J., Leibak, E. (Toim.) Estonian Mires: Inventory of Habitats. Publication of the project „Estonian mires inventory completion for maintaining biodiversity“ Eestimaa Looduse Fond, Tartu, pp. 225.

Eisenbeiss, H., 2009. UAV Photogrammetry. Diss., Eidgenössische Technische Hochschule ETH Zürich, Nr. 18515.

Eltner, A., Kaiser, A., Castillo, C., Rock, G., Neugirg, F., Abellan, A., 2016. Image-based surface reconstruction in geomorphometry – merits, limits and developments. *Earth Surface Dynamics*, 4, pp. 359–389.

Evaraerts, J., 2008. The use of unmanned aerial vehicles (UAVS) for remote sensing and mapping. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37.

Harris, A., Bryant, R. G., Baird, A. J., 2005. Detecting near-surface moisture stress in *Sphagnum* spp. *Remote Sens Environ. Remote sensing of environment*, 97, pp. 371–381.

Harris, A., Charnock, R., Lucas, R. M., 2015. Hyperspectral remote sensing of peatland floristic gradients. *Remote Sensing of Environment*, 162, pp. 99–111.

Hay, G. J., Castilla, G., 2008. Image objects and geographic objects. rmt: T. Blaschke, S. Lang & G. Hay, toim-d Object-Based Image Analysis. Berlin: Springer, pp. 91-110.

Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., Stanley, D., 2013. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, pp. 91–106.

Huul, K., 2016. Drooni fotogramm-meetria rakendamine kõrgusmudelite ja ortofotode loomiseks Raadi karjääri näitel. Bakalaureusetöö.

James, M. R., Robson, S., 2012. Straightforward reconstruction of 3D surfaces and topography with a camera: Accuracy and geoscience application. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 117.

Khosravipour, A., Skidmore, A. K., Isenburg, M., 2016. Generating spike-free digital surface using LIDAR raw point clouds: A new approach for forestry applications. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, pp. 104–114.

Kiisk, V., 2016. Spektroskoopia alused. Loengukonspekt kursustele LOFY.02.019 ja LOFY.01.024. <http://kodu.ut.ee/~kiisk/spec.pdf> (29.05.2017)

Kull, A., 2016. Soode ökoloogilise funktsionaalsuse tagamiseks vajalike puhvertsoonide määratlemine pikaajaliste häiringute leviku piiramiseks või leevendamiseks, II etapp. Aruanne, https://www.kik.ee/sites/default/files/uuringud/aruanne_sfl_8286_projekt.pdf (28.05.2017)

Kuusk, J., Kuusk, A., 2008. Mehitamata õhusõidukid kaugseires. Väljataga, K., Kaukver, K. (Toim.) Kaugseire Eestis artiklikogumik. Tartu Observatoorium. Keskkonnaministeeriumi Info- ja Tehnokeskus. pp. 41-47.

Lehmann, J.R.K., Münchberger, W., Knoth, C., Blodau, C., Nieberding, F., Prinz, T., Pancotto, V.A., Kleinebecker, T., 2016. High-Resolution Classification of South Patagonian Peat Bog Microforms Reveals Potential Gaps in Up-Scaled CH₄ Fluxes by use of Unmanned Aerial System (UAS) and CIR Imagery. *Remote Sensing*, 8, pp. 173.

Lowe, D.G., 2004. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60, pp. 91–110

Lu, D., Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28, pp. 823–870.

Maa-ameti geoportaal, 2017. (Võrgumaterjal) <http://geoportaal.maaamet.ee/> (02.05.2017)

Ma, L., Cheng, L., Li, M., Liu, Y., Ma, X., 2015. Training set size, scale, and features in Geographic Object-Based Image Analysis of very high resolution unmanned aerial vehicle imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102, pp. 14–27.

Narusk, K., 2012. Maastikumustri indikaatorite tundlikkus satelliidipiltide rasterandmestiku töötlustehnicate suhtes. Magistritöö.

Ozesmi, S., Bauer, M. E., 2002. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetland Ecology and Management*, 10, pp. 381–402.

Peterson, U., Eerme, K., Lang, M., Nilson, T., Kuusk, A., Väljataga, K., 2008. Kaugseire koht ja tähendus loodusandmete kogumises. Kaugseire Eestis artiklikogumik. Tartu Observatoorium. Keskkonnaministeeriumi Info-ja Tehnokeskus. pp. 8–16.

Remm, K., Remm, J., Kaasik, A., 2012. Ruumiliste loodusandmete statistiline analüüs. Õpik-käsiraamat, http://kalleremm.ee/RASA/RASA_teorია.pdf (28.05.2017)

Remondino, F., Barazzetti, L., Nex, F., Scaioni, M., Sarazzi, D., 2011. UAV photogrammetry for mapping and 3D modeling – current status and future perspectives. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38, pp. 25–31.

SenseFLY, 2017. (Võrgumaterjal) <https://www.sensefly.com/drones/accessories/content-el.html> (29.05.2017)

Sepp, E., Oja, T., Kohv, M., 2016. UAV–ga kogutud andmete põhjal loodud ortofoto ja reljeefimudeli täpsus. Kaugseire Eestis 2016 artiklikogumik. Tartu Observatoorium. pp. 49–59.

Snavely, N., Seitz, S. M., Szeliski, R., 2008. Modeling the World from Internet Photo Collections. *International Journal of Computer Vision*, 80, pp. 189–210.

Voormansik, V., 2016. Võsastumise tõttu muutunud põllupiiride objektipõhine tuvastamine kaugseire andmetel. Magistritöö.

Weih, R. C., Jr., Riggan, N. D., Jr., 2010. Object–based classification vs. Pikel–based classification: comparative importance of multi–resolution imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38(4).

Westoby, M. J., Brasington, J., Glasser, N. F., Hambrey, M. J., Reynolds, M. J., 2012. ‘Structure–from–Motion’ photogrammetry: A low–cost, effective tool for geoscience applications, 179, pp. 300–314.

Witharana, C., Civco, D. L., 2014. Optimizing multi–resolution segmentation scale using empirical methods: Exploring the sensitivity of the supervised discrepancy measure Euclidean distance 2 (ED2). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, pp. 108–121.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Siiri Rist,

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose
„Mehitamata õhusõiduki abil loodud ortofotolt maakatte klassifitseerimine“,

mille juhendajad on Marko Kohv ja Edgar Sepp,

1.1.reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil,
sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse
tähtaja lõppemiseni;

1.2.üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu,
sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja
lõppemiseni.

2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega
isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus, **29.05.2017**

